

PLANEACIÓN DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN CONSIDERANDO INCERTIDUMBRE EN LA DEMANDA

DUBERNEY MONTOYA LOTERO

HORUS EMMANUEL SALAZAR GARCÍA

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
FACULTAD DE INGENIERÍAS
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
PEREIRA

2013

PLANEACIÓN DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN CONSIDERANDO
INCERTIDUMBRE EN LA DEMANDA

DUBERNEY MONTOYA LOTERO

HORUS EMMANUEL SALAZAR GARCÍA

Proyecto de grado presentado como requisito para optar al título de Ingeniero Electricista

Director: M.Sc. RICARDO ALBERTO HINCAPIÉ ISAZA

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
FACULTAD DE INGENIERÍAS
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
PEREIRA

2013

Índice general

Índice general	I
Índice de figuras	III
Índice de cuadros	v
1. INTRODUCCIÓN	1
2. ESTADO DEL ARTE	4
3. FORMULACIÓN MATEMÁTICA	9
3.1. Nomenclatura empleada	10
3.2. Modelo matemático	11
4. METODOLOGÍA PROPUESTA	13
4.1. Estimación de la demanda	14
4.1.1. Simulación de Montecarlo	14
4.1.2. Generación de números aleatorios	15
4.2. Codificación del problema	16

4.3. Técnica de solución (AGCB)	17
4.4. Evaluación de las configuraciones	21
4.5. Criterio de parada	23
5. APLICACIÓN Y RESULTADOS	24
5.1. Sistema de prueba 1	25
5.2. Sistema de prueba 2	36
5.3. Comentarios de los casos de prueba	49
6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	52
6.1. Conclusiones	52
6.2. Recomendaciones	54
Bibliografía	55

Índice de figuras

4.1. Función de probabilidad normal	16
4.2. Vector de codificación del problema	17
4.3. Reemplazo del nuevo descendiente [18]	20
5.1. Sistema de prueba 1 - Configuración inicial	25
5.2. Resultados presentados en grupos de 10 intervalos - Sistema 1	27
5.3. Resultados presentados en grupos de 20 intervalos - Sistema 1	28
5.4. Resultados presentados en grupos de 30 intervalos - Sistema 1	30
5.5. Configuración óptima para valores determinísticos - Sistema 1	32
5.6. Configuración óptima para el máximo valor con incertidumbre - Sistema 1	33
5.7. Configuración óptima para el mínimo valor con incertidumbre - Sistema 1	33
5.8. Configuración óptima del intervalo con mayor ocurrencia - Grupo de 10	34
5.9. Configuración óptima del intervalo con mayor ocurrencia - Grupo de 20	35
5.10. Configuración óptima del intervalo con mayor ocurrencia - Grupo de 30	35
5.11. Sistema de prueba 2 - Configuración inicial	37
5.12. Resultados presentados en grupos de 10 intervalos - Sistema 2	40

5.13. Resultados presentados en grupos de 20 intervalos - Sistema 2	41
5.14. Resultados presentados en grupos de 30 intervalos - Sistema 2	43
5.15. Configuración óptima para valores determinísticos - Sistema 2	45
5.16. Configuración óptima para el máximo valor con incertidumbre - Sistema 2	46
5.17. Configuración óptima para el mínimo valor con incertidumbre - Sistema 2	46
5.18. Configuración óptima del intervalo con mayor ocurrencia - Grupo de 10	47
5.19. Configuración óptima del intervalo con mayor ocurrencia - Grupo de 20	48
5.20. Configuración óptima del intervalo con mayor ocurrencia - Grupo de 30	48
5.21. Tendencia encontrada en las configuraciones del sistema 1	51
5.22. Tendencia encontrada en las configuraciones del sistema 2	51

Índice de cuadros

5.1. Datos de los conductores empleados en el sistema 1 (Costos en M\$/km)	26
5.2. Datos de las subestaciones empleadas en el sistema 1 (Costos en M\$)	26
5.3. Demanda nominal del sistema 1	27
5.4. Resultados del sistema 1 - Grupo de 10 intervalos	28
5.5. Resultados del sistema 1 - Grupo de 20 intervalos	29
5.6. Resultados del sistema 1 - Grupo de 30 intervalos	31
5.7. Resultados del sistema 1 - Costos en M\$	36
5.8. Datos de los conductores empleados en el sistema 2 (Costos en M\$)	37
5.9. Datos de las subestaciones empleadas en el sistema 2 (Costos en M\$)	38
5.10. Demanda nominal del sistema 2	39
5.11. Resultados del sistema 2 - Grupo de 10 intervalos	41
5.12. Resultados del sistema 2 - Grupo de 20 intervalos	42
5.13. Resultados del sistema 2 - Grupo de 30 intervalos	44
5.14. Resultados del sistema 2 - Costos en M\$	49

Capítulo 1

INTRODUCCIÓN

La energía eléctrica es uno de los pilares fundamentales sobre los que se ha cimentado la sociedad actual, ya que es indispensable para la realización de muchas de las actividades de nuestra vida cotidiana y se encuentra presente en muchos de los lugares que frecuentamos como son nuestros hogares, trabajos, centros educativos, hospitales y fábricas, entre otros; por tal motivo la energía eléctrica se ha convertido en materia obligada de numerosos estudios buscando siempre mejorar su calidad y confiabilidad y teniendo en cuenta el aspecto económico.

El constante crecimiento poblacional repercute en un incremento de la demanda de energía eléctrica razón por la cual las empresas de energía eléctrica se ven obligadas a aumentar su capacidad de generación, transmisión, subtransmisión o distribución. En el caso de las empresas de distribución donde el objetivo es entregar energía eléctrica de forma continua y estable al menor costo posible y teniendo en cuenta la alta inversión requerida en la construcción de los sistemas de distribución y a la proximidad de estos con los usuarios, hacen que el planeamiento de sistemas de distribución adquiera gran importancia ya que un buen diseño de la red reducirá costos y permitirá a la empresa abastecer la totalidad de la demanda; por el contrario un mal planeamiento eléctrico puede ocasionar un mal dimensionamiento de elementos y diversos problemas operativos [1].

El planeamiento de sistemas de distribución consiste en realizar un proceso metódico que permita

abastecer de energía eléctrica los futuros centros de consumo ya sea mediante la construcción de nuevas subestaciones y líneas de distribución o repotenciando y reconductorizando las subestaciones y líneas existentes. La gran cantidad de variables y el tamaño de los sistemas de distribución hacen de este un problema matemático complejo por lo que es necesario utilizar técnicas computacionales avanzadas. El problema del planeamiento consiste en determinar donde, cuantos y cuando deben ser instalados o repotenciados los elementos de la red eléctrica, con los cuales se logra un mínimo costo y el cumplimiento de restricciones operativas.

En la literatura especializada han sido empleados diversos modelos matemáticos para formular el problema y diferentes técnicas de solución [2]. Independiente del modelamiento matemático o de la técnica de solución empleada, este problema ha sido tratado tradicionalmente empleando valores determinísticos, es decir, los valores de algunos aspectos son conocidos durante todas las etapas de planeamiento, lo cual está alejado de la realidad pues algunas veces tienen incorporado cierto grado de incertidumbre. La incertidumbre en estos sistemas se debe principalmente a errores en los cálculos o en las mediciones de los parámetros de los componentes del sistema, y error en la medida, cálculo o pronóstico de los valores de demanda futura en las barras de carga del sistema.

No considerar la incertidumbre presente en algunos parámetros del sistema puede llevar a que en algunos casos la respuesta de los estados operativos esté alejada de su comportamiento real, ocasionando como resultado que la solución del problema del planeamiento pueda llevar a sobre o subdimensionamiento de los elementos del sistema, lo cual se ve reflejado en problemas operativos y económicos.

La situación expuesta previamente es involucrada dentro del problema del planeamiento de sistemas de distribución de energía eléctrica para lo cual se propone en este trabajo una metodología empleando para su solución un Algoritmo Genético de Chu-Beasley (AGCB). Para involucrar la incertidumbre en la metodología se emplea un método de Simulación de Montecarlo, donde la demanda es modelada como una función de distribución normal [3]. Para describir el problema se emplea un modelo del tipo no lineal entero mixto, el cual considera en la función objetivo los costos

de instalación de nuevos elementos (tramos de red y subestaciones), repotenciación de subestaciones y tramos de red existentes y costos operativos relacionados con las pérdidas técnicas del sistema. El conjunto de restricciones está compuesto por las ecuaciones de balance nodal, capacidades máximas permitidas para los elementos del sistema, máxima caída de tensión permitida y radialidad de la red.

Este documento está presentado de la siguiente forma. En el Capítulo 2 se presenta el estado del arte alrededor de esta temática. En el Capítulo 3 se ilustra la formulación matemática del problema. En el Capítulo 4 se describe la metodología propuesta. En el Capítulo 5 se presenta la aplicación de la metodología propuesta y los resultados obtenidos. Finalmente se ilustran las conclusiones y recomendaciones derivadas de este proyecto y la bibliografía respectiva.

Capítulo 2

ESTADO DEL ARTE

El primer trabajo importante que trató el problema del diseño óptimo de redes eléctricas fue realizado en 1960 por Knight [4]. En este trabajo se propuso la utilización de programación entera con el objetivo de minimizar una función objetivo para los costos sujeta a restricciones lineales, usando métodos heurísticos y un modelamiento aproximado del sistema. Estos métodos no tenían en cuenta el tiempo dentro de la planificación y se centraban solo en el diseño final de la red.

En 1974 Adams y Laughton [5], desarrollaron el primer modelo para el planeamiento de la distribución usando programación lineal entera mixta. Se definía previamente la localización y capacidad de las subestaciones, no siendo variables del modelo. La metodología localizaba las líneas y proponía su capacidad bajo las restricciones de límites de potencia de los conductores seleccionados. El objetivo era minimizar una función de costos totales de tipo lineal, que agrupaba los costos fijos por conductores y los costos variables por las pérdidas de potencia en las líneas. La función debía ser lineal, debido a que la técnica de programación entera mixta lineal lo exigía. Los costos variables siendo en realidad no lineales, fueron aproximados para tener una función de costos variables lineal. Se utilizó un algoritmo de Branch and Bound para la ramificación y acotamiento que garantizaba que la solución encontrada al final del proceso de búsqueda fuera un óptimo global. Esta solución óptima puede encontrar para una o varias etapas de diseño utilizando programación dinámica.

Dos años más tarde en 1977 Hindi y Brameller [6], proponen un modelo el cual incluye las líneas y las subestaciones dentro del proceso de diseño. Este modelo es aplicado como un problema de programación lineal entero-mixto y busca minimizar una función objetivo que representa los costos fijos y los costos variables tanto de líneas como de subestaciones, siendo los costos variables una aproximación lineal de los verdaderos costos, los cuales son no lineales. Además se tiene en cuenta la restricción de radialidad. La técnica de solución que se utiliza es un algoritmo de Branch and Bound que con la inclusión de las subestaciones en el proceso de diseño además de las líneas y teniendo en cuenta aspectos de diseño adicionales obtienen un modelo mejorado del ya presentado por Adams and Laughton.

En 1981 Kaplan y Braunstein [7], plantearon la localización y tamaño óptimos de nuevas subestaciones, con una función objetivo que tomaba los costos de construcción y pérdidas. Se establecía de antemano los calibres de los conductores para conectar los centros de consumo con las subestaciones. Se minimizaba la función objetivo alcanzando la solución de las ecuaciones diferenciales obtenidas al derivarla respecto a las variables que determinaban la posición de la subestación en un sistema de coordenadas cartesiano.

Ponnavaikko y Rao [8] en 1981 utilizaron programación entera-mixta cuadrática. En una primera etapa aplicaron el método simplex, tratando todas las variables como continuas y en una segunda etapa sugirieron un método que permitía transformar las variables continuas en enteras.

También en 1981, Gönen y Foote [9] y Thompson y Wall [10] aplican al diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica modelos de programación lineal entera-mixta, en el cual linealizan los costos variables incluidos en la función objetivo. Las técnicas de solución utilizadas son algoritmos de Branch and Bound y algoritmos de programación lineal, respectivamente.

Boardman y Meckiff [11] en 1985 utilizan un algoritmo de Branch and Bound el cual complementan

con técnicas heurísticas para hallar la localización y capacidad apropiadas de los alimentadores con lo que obtienen soluciones muy cercanas (óptimos locales) al óptimo global.

En 1990 Partanen [12] utilizó programación dinámica, para tratar los verdaderos costos no lineales, con el inconveniente de que los tiempos computacionales requeridos para obtener la solución óptima son demasiado elevados.

En 1994 Miranda et al [13] implementó los algoritmos genéticos al problema del planeamiento. La aplicación de este método de solución ha dado lugar al desarrollo de trabajos de investigación en los que se han tenido en cuenta costos no lineales; esto es posible debido a la independencia que tienen los algoritmos genéticos entre el proceso de búsqueda y la función objetivo.

Khator y Leung [14] en 1997 buscan minimizar la energía dejada de suministrar debido a fallos e interrupciones no previstas en cada subestación. Teniendo en cuenta esto, llevan a cabo un modelo de diseño óptimo para obtener las capacidades adecuadas de las subestaciones. En el modelo se emplean dos funciones objetivo, una función a maximizar la cual busca la capacidad óptima de cada subestación en caso de presentarse una contingencia y una segunda función a minimizar que representa la potencia que una subestación puede proporcionar a las subestaciones vecinas teniendo en cuenta las caídas de tensión permisibles. Los autores utilizan programación lineal en éste trabajo para obtener la solución óptima.

Ese mismo año, Ramírez Rosado y Bernal Agustín [15] utilizan un modelo con programación no lineal entera-mixta que es resuelto aplicando un algoritmo genético, este modelo considera dos funciones objetivo, una que representa los costos globales del sistema y la otra representa la confiabilidad de la red de distribución.

En el 2006 Carrano et al [16] abordan un problema combinatorial de dos funciones objetivo con restricciones técnicas de la red y con funciones objetivo no lineales aplicando un algoritmo genético.

El objetivo de este trabajo es minimizar el índice de falla del sistema, así como minimizar los costos. Los costos debidos a fallas del sistema se traducen en costos de energía no suministrada y procedimientos para la reinicialización del sistema, mientras que en los demás costos se tienen en cuenta costos de instalación, costos de mantenimiento y de pérdidas de energía a través de las líneas.

En 2007 Nerves et al [17] proponen un método para encontrar la configuración óptima de un sistema de distribución. Por medio de la configuración óptima de los alimentadores nuevos y existentes proponen minimizar la suma de los costos de falla, los costos por pérdidas en los alimentadores, y los costos de inversión y mantenimiento de las líneas nuevas e interruptores.

Hincapié et al presentan en 2008 [1] un algoritmo de Branch and Bound para resolver el problema del planeamiento de sistemas de distribución de energía eléctrica considerando el dimensionamiento y localización de nuevas subestaciones, así como también las rutas y calibre óptimo de nuevos alimentadores primarios. El modelo matemático que describe el problema es del tipo lineal entero mixto (PLEM).

En 2010 López et al [18] proponen un algoritmo evolutivo aplicado al problema del planeamiento de sistemas de distribución, el cual busca minimizar los costos fijos y variables que se presentan durante la planeación de redes de distribución de energía eléctrica teniendo en cuenta las restricciones técnicas que posee cada uno de los elementos del sistema de distribución. Durante el proceso del planeamiento se consideraron redes radiales y sistemas balanceados.

En la literatura especializada son pocas las metodologías propuestas para solucionar el problema del planeamiento considerando incertidumbre en la demanda, al compararlos con las metodologías que emplean valores determinísticos.

Carvalho et al. en 1998 [19] consideran la incertidumbre a través de varios escenarios, los cuales involucran las características estocásticas de la demanda de acuerdo a un peso específico relacionado

con la probabilidad de ocurrencia. Para solucionar el problema es empleado un algoritmo evolutivo.

Ramírez y Domínguez en 2004 [20] presentan un modelo probabilístico de la demanda para el planeamiento multiobjetivo de sistemas de distribución de energía eléctrica. La probabilidad durante el proceso de solución es llevada en cuenta a través de modelos difusos (fuzzy). La técnica de solución empleada es un algoritmo basado en Búsqueda Tabú.

Chen et al. en 2007 [21] proponen un modelo mono-objetivo para el planeamiento el cual considera la demanda como una variable estocástica a través de modelos difusos. Un algoritmo genético es desarrollado y adaptado para solucionar el problema.

Khodr et al. en 2009 [22] presentan una comparación de diversas técnicas de solución considerando incertidumbre. Las técnicas empleadas son: Colonia de Hormigas, Algoritmos Genéticos, Búsqueda Tabú, Branch Exchange y descomposición de Benders. La incertidumbre asociada a la demanda y a inyecciones de potencia de generadores distribuidos son integradas a la solución del problema a través de un flujo de carga probabilístico.

Capítulo 3

FORMULACIÓN MATEMÁTICA

Con un crecimiento en la demanda se presenta un crecimiento en los sistemas de distribución al presentarse la necesidad de atenderla adecuadamente. Este crecimiento en los sistemas de distribución se traduce en:

- Instalación de nuevos alimentadores en la red de distribución.
- Cambio del calibre de los alimentadores existentes (reconductorización).
- Instalación de nuevas subestaciones en el sistema.
- Ampliación de las subestaciones existentes.
- Reconfiguración de la topología de la red.

Si el crecimiento de los sistemas de distribución no se efectúa en la forma adecuada se pueden presentar los siguientes problemas:

- Sobrecargas en los alimentadores cuando su capacidad máxima de potencia es excedida.
- Sobrecargas en los transformadores cuando su capacidad máxima de potencia es excedida.
- Violación de límites de tensión.

- Incremento en las pérdidas en transformadores y alimentadores.
- Bajo nivel de confiabilidad y calidad del suministro de la energía.

En conjunto con las estrategias mencionadas anteriormente, debe ser incorporada la incertidumbre en la demanda a lo largo de las etapas del planeamiento, lo cual podría evitar la instalación de elementos sobredimensionados que produzcan elevados costos de inversión y/o subdimensionados que pueden ocasionar problemas operativos como bajos voltajes, altos niveles de pérdidas, y congestión de líneas y transformadores, entre otros.

Con el objetivo de evitar que se presenten los problemas anteriormente mencionados las empresas operadoras de red deben realizar un estudio cuidadoso del comportamiento presente y futuro de la demanda de energía eléctrica con el fin de planificar de manera óptima la expansión del sistema de distribución. Debido a la cantidad de soluciones que existen para obtener un adecuado plan de expansión, esta situación se conoce como el problema del planeamiento de sistemas de distribución, el cual tiene como propósito principal encontrar una solución que sea factible (que cumpla las restricciones técnicas) al menor costo posible.

3.1. Nomenclatura empleada

$f(x)$:	función objetivo.
c, d :	tipo de conductor y de subestación, respectivamente.
t :	etapa de planeamiento.
T :	período de planeamiento en horas-año (8760 horas-año).
N :	número total de etapas de planeamiento.
$CF_{i,j,c,t}$:	costo de instalación de un alimentador tipo c , entre los nodos i - j , en la etapa t .
$CR_{i,j,c,t}$:	costo de reconductorizar un alimentador tipo c , entre los nodos i - j , en la etapa t .
$CR_{i,d,t}$:	costo de ampliación de una subestación existente en el nodo i , tipo d , en la etapa t .
$CF_{i,d,t}$:	costo de instalación de una subestación tipo d , en el nodo i , en la etapa t .
CE_t :	costo de la energía en la etapa t .

ΩAE :	conjunto de rutas asociadas con líneas existentes.
ΩAN :	conjunto de rutas asociadas con líneas nuevas.
ΩA :	conjunto conformado por rutas asociadas con líneas existentes y nuevas.
ΩC :	conjunto de tipos de conductores nuevos.
ΩD :	conjunto de tipos de subestaciones nuevas.
ΩSE :	conjunto de nodos asociados con subestaciones existentes.
ΩSN :	conjunto de nodos asociados con subestaciones nuevas.
XR_{ij}, c, t :	variable binaria para reconductorizar una línea tipo c, entre los nodos i-j, etapa t.
$X_{ij,c,t}$:	variable binaria para instalación de un conductor tipo c, entre los nodos i-j, etapa t.
$XR_{i,d,t}$:	variable binaria para ampliación de una subestación tipo d, en el nodo i, etapa t.
$X_{i,d,t}$:	variable binaria para la instalación de una subestación tipo d, en el nodo i, etapa t.
$R_{ij,c}$:	resistencia de un conductor tipo c, en la ruta i-j (Ω/km).
$I_{ij,c,t}, I_{ji,c,t}$:	corriente por el conductor tipo c, etapa t, entre los nodos i-j, y j-i, respectivamente.
V_i :	magnitud del voltaje en el nodo i.
θ_i :	ángulo del voltaje en el nodo i.
$I_{ij,c}$:	magnitud de la corriente que cirula por el conductor tipo c en el tramo de red i-j.
$I_{ij,c}^{\max}$:	corriente máxima que puede circular por el conductor tipo c en el tramo de red i-j.
$S_{i,d}$:	potencia que entrega la subestación tipo d en el nodo i.
$S_{i,d}^{\max}$:	potencia máxima que puede entregar la subestación tipo d en el nodo i.
V_i^{\min}, V_i^{\max} :	límites permitidos del voltaje nodal.
NL :	número de tramos de red del sistema.
n :	número de nodos del sistema.
fa :	factor de actualización para expresar los costos operativos en valor presente.

3.2. Modelo matemático

A continuación se muestra de forma detallada el modelo matemático usado para resolver el problema de planeamiento en sistemas de distribución. El problema se formula mediante una sola función objetivo la cual consiste en minimizar los costos fijos y variables del sistema. Los costos

fijos están asociados a la instalación y repotenciación tanto de subestaciones como de circuitos primarios y los costos variables están asociados a los costos de pérdidas de energía en los tramos de red. El conjunto de restricciones está compuesto por las ecuaciones de balance nodal, radialidad de la red, regulación de voltaje en los nodos, máxima capacidad de corriente por las líneas y máxima capacidad de potencia en las subestaciones. El modelo matemático que se plantea para resolver el problema tratado en este proyecto es del tipo no lineal entero mixto (PNLEM).

$$\min f(x) = \sum_{t=1}^N \left[\begin{aligned} & \sum_{ij \in \Omega_{AN}} \sum_{c \in \Omega_C} (CF_{ij,c,t} * X_{ij,c,t}) + \sum_{i \in \Omega_{SN}} \sum_{d \in \Omega_D} (CF_{i,d,t} * X_{i,d,t}) + \\ & \sum_{ij \in \Omega_{AE}} \sum_{c \in \Omega_C} (CR_{ij,c,t} * XR_{ij,c,t}) + \sum_{i \in \Omega_{SE}} \sum_{d \in \Omega_D} (CR_{i,d,t} * XR_{i,d,t}) + \\ & fa * \sum_{ij \in \Omega_A} \sum_{c \in \Omega_C} CE * T * R_{ij,c} (I_{ij,ct}^2 + I_{ij,c,t}^2) \end{aligned} \right] \quad (3.1)$$

$$\text{s.a. } G(V_i, \theta_i) = 0$$

$$I_{ij,c} \leq I_{ij,c}^{\text{máx}}$$

$$S_{i,d} \leq S_{i,d}^{\text{máx}}$$

$$V_i^{\text{mín}} \leq V_i \leq V_i^{\text{máx}}$$

$$NL = n - 1$$

La función objetivo a minimizar está descrita por cinco términos. El primer término describe el costo de instalación de nuevos tramos de red. El segundo término está asociado al costo de instalación de nuevas subestaciones. El tercer término representa la reconductorización de tramos de red existentes. El cuarto término describe la ampliación de subestaciones existentes. El quinto término está asociado a los costos de pérdidas de energía en los tramos de red del sistema.

Las restricciones están compuestas por un conjunto de cinco ecuaciones. El primer conjunto es el conjunto de ecuaciones de balance nodal. El segundo conjunto representa los límites de capacidad de tramos de red. El tercer conjunto está asociado a los límites operativos de subestaciones. El cuarto conjunto impone el cumplimiento de los límites de tensión. La última ecuación garantiza el cumplimiento de la radialidad de la red.

Capítulo 4

METODOLOGÍA PROPUESTA

En este capítulo se presenta la metodología propuesta para solucionar el problema del planeamiento de sistemas de distribución considerando incertidumbre en la demanda. En forma general la metodología consta de los siguientes pasos:

- **Paso 1.** Lectura de datos del problema.
- **Paso 2.** Definir el número de iteraciones de la Simulación de Montecarlo.
- **Paso 3.** Generar los valores de la demanda, a partir de la función de probabilidad normal.
- **Paso 4.** Ejecutar el AGCB.
- **Paso 5.** Almacenar la mejor configuración encontrada por el AGCB.
- **Paso 6.** Verificar el criterio de parada de la Simulación de Montecarlo. Si cumple ir al paso 7. En caso contrario volver al paso 3.
- **Paso 7.** Parar y mostrar resultados.

La descripción detallada se ilustra en las siguientes secciones.

4.1. Estimación de la demanda

4.1.1. Simulación de Montecarlo

Una simulación es la imitación de la operación en el tiempo, de un proceso o sistema representado por un modelo para analizar su comportamiento y hacer inferencias acerca de las características y del comportamiento real del sistema. El objetivo de una simulación puede ser el análisis y la evaluación del sistema o proceso, el análisis de las alternativas de diseño o de optimización, la predicción de resultados, estudios de sensibilidad o toma de decisiones [23].

Las capacidades computacionales impulsan cada vez más la utilización de simulaciones para análisis de sistemas y procesos complejos al facilitar la implementación de modelos matemáticos para representarlos. La existencia de paquetes de software orientados a la simulación cada vez más eficientes y potentes permiten predecir una gran utilización de la simulación para el análisis y diseño de sistemas.

Las variables aleatorias pueden también simularse a través de la realización repetida de experimentos y su análisis estadístico con la ayuda de un computador. Estas simulaciones de experimentos aleatorios se realizan con base en la generación de números aleatorios o valores de las variables que siguen diferentes distribuciones de probabilidad. Estos métodos se denominan métodos de Montecarlo y a través de estas simulaciones se pueden realizar operaciones matemáticas con variables aleatorias, que de manera analítica resultarían imposibles.

El método tomó su nombre de la ciudad de Montecarlo debido a que el generador de números aleatorio básico es la ruleta. Este método se desarrolla sistemáticamente a partir de la segunda guerra mundial, ya que se utilizó como una herramienta matemática en la solución de problemas en la física atómica. Sin embargo hubo algunos desarrollos aislados incluidos a finales del siglo XIX. También este método se ha utilizado para resolver problemas de tipo determinístico como el caso empleado para calcular el número pi en el siglo XIX.

4.1.2. Generación de números aleatorios

La base del método de Simulación de Montecarlo es la generación de números aleatorios [23]. Los números aleatorios de cualquier distribución se generan utilizando números aleatorios uniformes, designados con la letra U , que deben cumplir las siguientes propiedades:

- **Uniformidad:**

Pertenecen a una distribución de probabilidad uniforme definida entre 0 y 1.

- **Independencia:**

Los números generados no tienen relación entre sí.

Una vez se cuenta con un número aleatorio uniforme U , se puede generar una observación de la variable aleatoria de interés de la siguiente forma:

- Toda función de distribución de probabilidad o proceso estocástico evaluado en cualquier valor x es igual a un número entre 0 a 1 (la probabilidad), por lo cual:

$$F_x(x) = U$$

- Entonces se puede obtener artificialmente una observación de la variable x hallando la función inversa de la distribución de probabilidad:

$$x = F_x^{-1}(U)$$

Este procedimiento se denomina método de transformación inversa el cual es utilizado en el presente trabajo. En [3] se demostró que la demanda en un sistema de distribución puede ser modelada como una distribución normal a partir de su valor nominal. De acuerdo a esto, en este trabajo se generan números aleatorios para cada uno de los nodos del sistema con base a una

distribución normal (ver figura 4.1), con el fin de generar un escenario de demanda aleatorio en un rango del $\pm 5\%$ con respecto al valor nominal de demanda que presenta cada nodo.

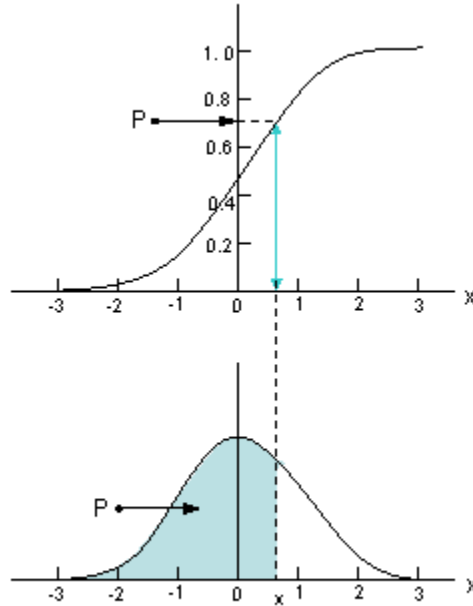


Figura 4.1: Función de probabilidad normal

4.2. Codificación del problema

La codificación del problema se realiza por medio de un vector de variables enteras el cual está dividido en cuatro partes. En la primera parte se encuentran $n1$ posiciones correspondientes a $n1$ tramos de red existentes. En la segunda parte se hallan $n2$ posiciones asociados a $n2$ nuevos tramos de red que pueden ser instalados en el sistema. En la tercera parte se encuentran $m1$ posiciones dadas por las $m1$ subestaciones existentes. La última parte contiene $m2$ posiciones asociadas a las $m2$ subestaciones propuestas.

Cada tipo de calibre o tamaño de subestaciones está asociado a un número entero. Por ejemplo si se

tienen tres tipos de conductores para emplear en la planeación, cada uno de estos estaría asociado a un número entero entre 1 y 3. De igual forma ocurre para las subestaciones. Si un tramo de red o una subestación no es propuesta por la metodología, entonces su posición correspondiente en el vector tendrá asociado un cero.

En la siguiente figura se muestra la codificación empleada.

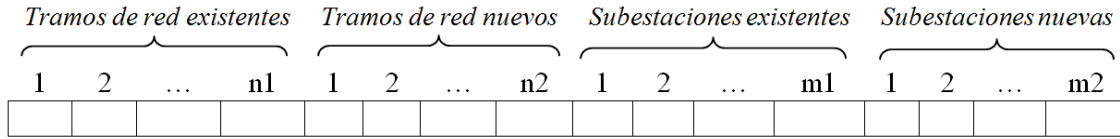


Figura 4.2: Vector de codificación del problema

4.3. Técnica de solución (AGCB)

En la década de los años 90 el algoritmo genético básico (AG) tomó gran popularidad y desde entonces ha sido mundialmente acogido para resolver problemas complejos de optimización matemática. Sin embargo en 1997 surge una versión modificada del AG, planteada por P.C. Chu y J. Beasley [24] que lo mejora en alto grado en cuanto a la orientación de la búsqueda hacia un óptimo global del problema y disminución de tiempo computacional. Por lo tanto es considerada como una técnica metaheurística y como un algoritmo muy competitivo para evaluar sistemas de gran tamaño.

En el AGCB se ha tomado como prioridad garantizar la diversidad entre los cromosomas que conforman la población durante todo el proceso reemplazando solo un individuo (cromosoma) por cada ciclo generacional bajo unas condiciones de optimalidad y/o factibilidad establecidas.

De igual manera que el AG básico, el AGCB usa los operadores de selección, recombinación y mutación en el mismo orden [25]. Este algoritmo toma unas ligeras variaciones siendo la más notable la inclusión de una función que devuelve el grado de infactibilidad de una configuración que trabaja en conjunto con la función de adaptación. De acuerdo a esto, el AGCB puede presentarse como el

conjunto de los siguientes pasos:

- **Generar una población inicial:** al igual que el algoritmo genético básico, la población inicial en el AGCB puede darse como factible o no y el hecho de iniciar con individuos factibles resulta en mejores convergencias y menor tiempo computacional empleado. Sin embargo al iniciar dicho algoritmo se debe garantizar una buena diversidad entre los primeros individuos del proceso evolutivo. Normalmente se suele generar la población inicial con algoritmos inicializadores, que devuelvan de manera aleatoria individuos factibles con buenos índices de diversidad para mejores resultados.
- **Diversidad:** garantizar una diversidad cromosómica mínima en una población es el factor más importante en el AGCB, por lo tanto desde la población inicial y en todos sus descendientes se debe cumplir que todos sus individuos se diferencian en al menos N posiciones (bits) entre sí, en donde N indica la diversidad, el cual será un parámetro de control del AGCB.
- **Selección:** este operador define las configuraciones padres de la próxima generación. En el AGCB se debe generar cada vez un solo individuo, es decir, seleccionar dos padres y hacerse de manera completamente aleatoria. El tipo de operador de selección que se ajusta a ello es la selección por torneo. Esta estrategia tiene como ventaja encontrar soluciones de alta calidad y garantizar diversidad en la población a lo largo de las generaciones. Para llevar a cabo la puntuación de cada individuo se hacen necesarias dos funciones: una es una función de adaptabilidad para adaptar el valor de la función objetivo y una función de penalización para cuantificar la infactibilidad de cada uno de dichos individuos. Normalmente esta última devuelve valores positivos directamente proporcionales al sobrepaso de una restricción y devuelve un valor cero cuando la configuración es totalmente factible. En esta etapa también debe identificarse el peor individuo de la población, lo cual se hace indagando cuál de ellos posee peor valor de función de adaptación y/o peor valor de infactibilidad.
- **Recombinación:** los dos padres seleccionados en los dos torneos se emparejan mediante la recombinación de un punto, dando como resultado dos descendientes genéticamente complementarios, de quienes se tendrá en cuenta sólo el mejor en cuanto a optimalidad y factibilidad; también podrá escogerse alguno de manera aleatoria. Este descendiente

posteriormente será sometido a una evaluación para determinar si podrá entrar a la población para continuar con el proceso.

- **Mutación:** luego de conformados los dos nuevos descendientes se le aplica el operador de mutación de igual manera que en el AG básico. Para este caso, como tasa de mutación se suelen usar valores más elevados lo que significa mutaciones más sucesivas.
- **Etapas de mejoramiento y evaluación del descendiente:** después de la mutación, el individuo se somete a una etapa de mejoramiento que consiste en aplicar una técnica heurística constructiva para aumentar su calidad. La mejora se realiza con la finalidad de reducir la infactibilidad y de mejorar la calidad del individuo en cuestión. Después de realizar la etapa de mejoramiento se deben eliminar las configuraciones redundantes, por lo que el mejor descendiente resultante del paso anterior podrá reemplazar el peor individuo de la generación actual, de acuerdo a la decisión indicada por el siguiente diagrama de bloques, el cual está basado en criterios de optimalidad, diversidad y factibilidad.

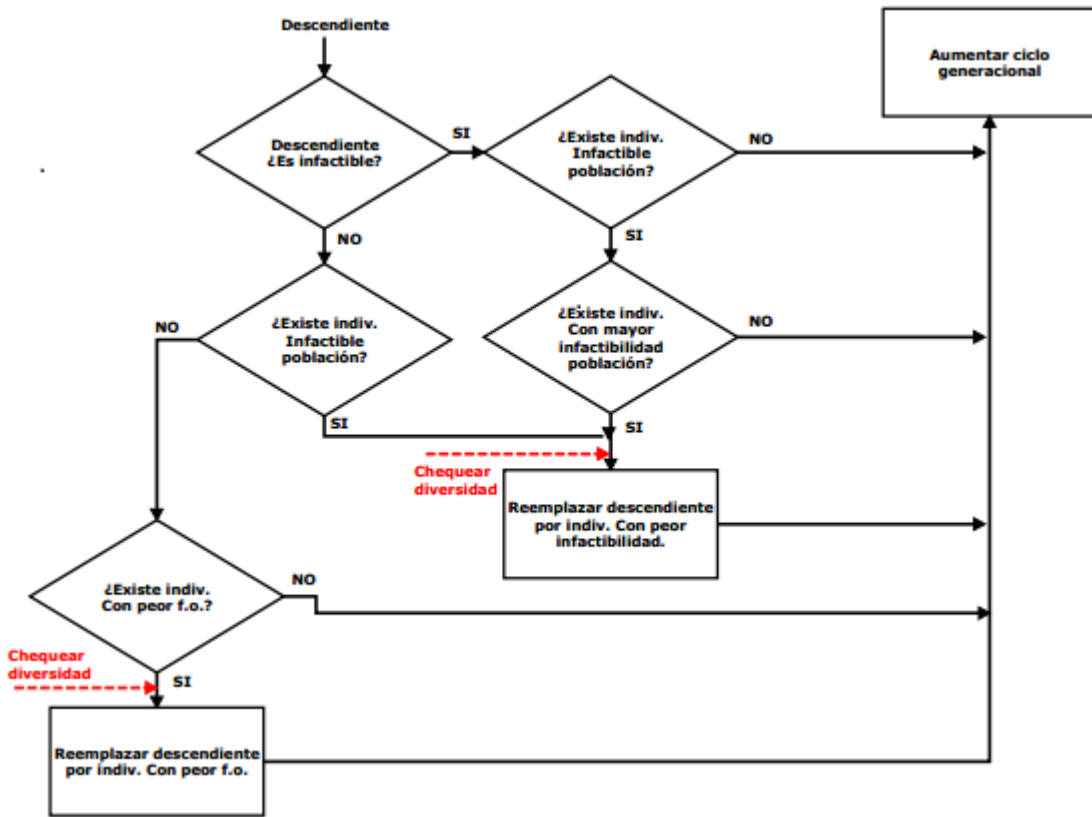


Figura 4.3: Reemplazo del nuevo descendiente [18]

El diagrama anterior obedece a los siguientes criterios para el reemplazo del nuevo descendiente por la peor configuración de la población:

- **Preferencia por optimalidad:** una configuración factible siempre es mejor que cualquier infactible, pero sólo es mejor que otra factible siempre y cuando esta última tenga peor función de adaptación.
- **Preferencia por factibilidad:** una configuración infactible es mejor que alguna otra infactible siempre y cuando esta última tenga mayor valor de función de infactibilidad.
- **Preferencia por diversidad:** si una configuración factible es de mejor calidad que todas las existentes en una población (mejor que la incumbente actual), así incumpla la diversidad mínima requerida, dicha configuración podrá entrar en la población y se deben eliminar las

configuraciones en ella que no le permitían entrar. Esto es conocido como criterio de aspiración. De lo contrario, si no es mejor que la incumbente actual, esta nueva configuración se descarta por incumplir la diversidad requerida. Este criterio se aplica en las fases de Chequeo de diversidad ubicados en la figura 4.3.

La efectividad del AGCB para resolver un problema específico depende en buena parte de la codificación. Si ha sido diseñada adecuadamente la población, convergerá hacia una buena solución, sin embargo, que esta solución sea la de mejor calidad no está del todo garantizado. Algunas veces para encontrar soluciones de mejor calidad se procede a calibrar el comportamiento del AGCB, modificando sus parámetros de control (tamaño de la población, tasa de recombinación, tasa de mutación e índice de diversidad).

4.4. Evaluación de las configuraciones

Las redes de distribución presentan características muy particulares como topologías radiales, múltiples conexiones, cargas de distinta naturaleza, líneas con resistencia mayor a la reactancia, y combinación de líneas aéreas y subterráneas.

Para realizar el análisis de flujo de potencia de un sistema de distribución se parte del conocimiento del voltaje en la fuente (subestación o transformadores de distribución), la impedancia de cada tramo de red, la potencia compleja de todas las cargas y el modelo de cada una de las cargas (potencia constante, impedancia constante, corriente constante o una combinación de las anteriores) [26].

El análisis de flujo de potencia de un sistema de distribución determina la magnitud de voltajes y ángulos en todos los nodos del alimentador. Usando estos resultados es posible calcular, entre otros, los siguientes valores:

- Flujo de potencia en cada sección de línea, corrientes (magnitud y ángulo) y factor de potencia.

- Pérdidas de potencia en cada sección de línea.
- Total de potencia inyectada al alimentador.

El flujo de carga empleado está basado en el método de barrido iterativo para sistemas radiales. Este método supone un ordenamiento de las barras del sistema de acuerdo a como se presenta en [27]. Una vez la red ha sido ordenada, el método de barrido iterativo se realiza en dos etapas consecutivas. La primera, consiste en aplicar la primera ley de Kirchhoff en cada nodo comenzando desde los nodos terminales hasta llegar a la subestación (barrido hacia arriba). Para esto, es necesario suponer un perfil de tensión inicial. La segunda etapa, consiste en aplicar la segunda ley de Kirchhoff para obtener las caídas de tensión en cada línea, comenzando desde la subestación hasta los nodos terminales (barrido hacia abajo). Para ello se utilizan los datos de corrientes encontrados en la primera etapa.

La segunda etapa permite obtener nuevos valores para las tensiones nodales. La realización de las dos etapas anteriores constituye una iteración del proceso de convergencia global. El método converge cuando la diferencia de pérdidas activas entre dos iteraciones sucesivas es menor que un error establecido.

En general para cualquier red lineal las leyes fundamentales de circuitos pueden ser expresadas de la siguiente forma:

- **Primera ley de Kirchhoff:** corrientes nodales como función de las corrientes de rama.

$$[I_N] = [A][I_B] \quad (4.1)$$

- **Segunda ley de Kirchhoff:** voltajes de los elementos en función de los voltajes nodales.

$$[V_B] = [A]^T[V_N] \quad (4.2)$$

- **Ley de Ohm:** relación voltaje corriente.

$$[I_B] = [Y_B][V_B] \quad (4.3)$$

Donde,

$[Y_B]$: Matriz primitiva de admitancia de rama.

$[V_B]$: Vector de tensiones de rama.

$[I_B]$: Vector de corrientes de rama.

$[V_N]$: Vector de tensiones nodales.

$[I_N]$: Vector de inyección de corrientes nodales.

$[A]$: Matriz de incidencia de nodos.

Combinando adecuadamente las ecuaciones (4.1), (4.2) y (4.3), es posible plantear la solución del problema de flujo de carga de la siguiente manera:

$$[A_{N-1}][I_B] = [I_{N-1}] \quad (4.4)$$

$$[Y_B][A_{N-1}]^T[V_{N-1} - V_o * e_{N-1}] = [I_B] \quad (4.5)$$

En donde $[e_{N-1}]$ es un vector columna con todos sus elementos iguales a uno. En estas ecuaciones la matriz $[A_{N-1}]$ resulta ser una matriz triangular superior, si el sistema se encuentra ordenado adecuadamente. En este caso resolver $[I_B]$ es equivalente a realizar un barrido hacia arriba mientras que resolver $[V_{N-1}]$ es equivalente a realizar un barrido hacia abajo.

4.5. Criterio de parada

Para dar final al proceso iterativo del AGCB se definieron 2 criterios de parada: por número de generaciones especificado y por cantidad de iteraciones sin evolución. Los valores óptimos de dichos números dependen exclusivamente del tamaño del problema y se encuentran empíricamente por pruebas de ensayo y error.

Capítulo 5

APLICACIÓN Y RESULTADOS

Con el fin de probar la metodología propuesta en este trabajo, se emplearon dos sistemas de prueba usados en [\[28\]](#).

El primer caso ilustra un sistema de potencia de diez nodos, ocho de los cuales son de carga. Este sistema posee tres tramos de red existentes y una subestación (ver [5.1](#)). Para abastecer la demanda futura se tienen como alternativas: diez nuevos tramos de red primaria y una nueva subestación.

El segundo sistema de prueba empleado es de mayor complejidad que el anterior. Este sistema presenta 50 nodos, de los cuales 46 son nodos de carga. Para suplir la demanda existente se tienen 16 tramos de red primaria y dos subestaciones (ver [5.11](#)). Con el fin de abastecer la demanda futura se tienen como alternativas: 41 nuevos tramos de red y dos subestaciones.

En ambos sistemas de prueba se empleó una sola etapa de planeamiento de 1 año (8760 horas) y se consideró a \$250 el valor del kW-h. En cada caso se emplearon 500 iteraciones para la Simulación de Montecarlo y una variación de la demanda de $\pm 5\%$ con respecto al valor nominal de demanda. Para la implementación de la metodología propuesta y su aplicación a los dos sistemas se empleó el software Matlab en la versión R2009b [\[29\]](#). El tiempo empleado por el algoritmo para solucionar los casos de prueba 1 y 2 fue 3420 minutos y 10351 minutos, respectivamente.

5.1. Sistema de prueba 1

En la figura 5.1 se ilustra la configuración inicial del sistema. Las líneas continuas corresponden a tramos de red existentes y las líneas punteadas a tramos de red propuestos. Los cuadrados corresponden a subestaciones de distribución, donde la subestación ubicada en el nodo 9 es existente y en el nodo 10 propuesta. La subestación y los tramos de red existentes son tipo 1. El voltaje nominal de este sistema es 13.2 kV. Se usaron cuatro tipos de calibres de conductores y dos tipos de subestaciones, cuyos datos se ilustran en las tablas 5.1 y 5.2, respectivamente. La demanda nominal del sistema se ilustra en la tabla 5.3, la cual corresponde al valor medio de la función de distribución empleada.

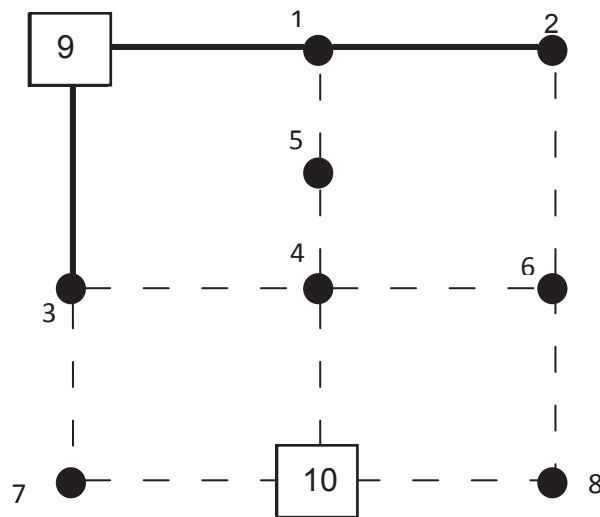


Figura 5.1: Sistema de prueba 1 - Configuración inicial

Los parámetros del algoritmo que presentan el mejor comportamiento se determinaron con pruebas de ensayo y error. El tamaño de la población es de 50 individuos. Las tasas de recombinación y mutación son 0.9 y 0.05, respectivamente. Como criterio de parada se establecieron un total de 200 iteraciones o 50 generaciones sin evolución.

Tipo	R[Ω/km]	X[Ω/km]	Amp [A]	Instalación	Reconductorización
1	0,800	0,450	454,54	40	20
2	0,650	0,420	606,06	50	25
3	0,520	0,380	909,08	80	40
4	0,400	0,340	1893,94	120	60

Cuadro 5.1: Datos de los conductores empleados en el sistema 1 (Costos en M\$/km)

Tipo	Capacidad [MVA]	Instalación	Repotenciación
1	20	800	400
2	30	1200	750

Cuadro 5.2: Datos de las subestaciones empleadas en el sistema 1 (Costos en M\$)

Los resultados obtenidos con la Simulación de Montecarlo son presentados en grupos de 10, 20 y 30 intervalos de igual rango, los cuales se presentan en las figuras 5.2, 5.3 y 5.4, respectivamente, y cuyos valores se presentan en las tablas 5.4, 5.5 y 5.6, respectivamente.

Nodo	P [kW]	Q [kVAr]
1	4000	1000
2	4000	1000
3	1500	500
4	4000	1000
5	3200	800
6	4000	1000
7	5500	1500
8	4000	1000

Cuadro 5.3: Demanda nominal del sistema 1

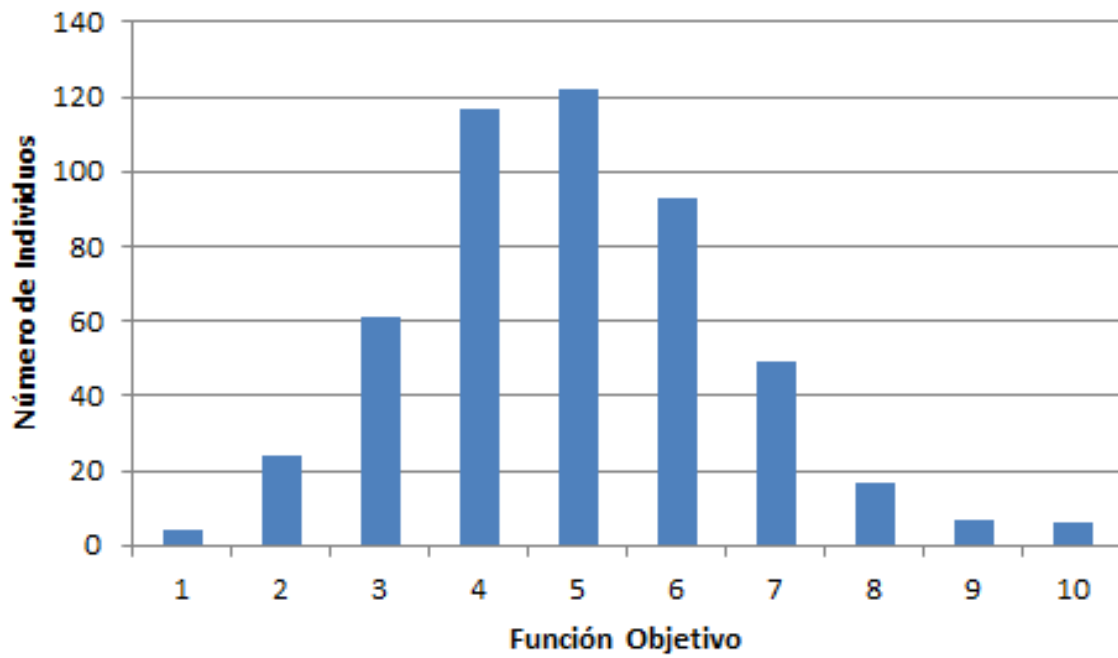


Figura 5.2: Resultados presentados en grupos de 10 intervalos - Sistema 1

Grupo	Número de individuos	Límite mínimo [M\$]	Límite máximo [M\$]
1	4	549,6	575,5
2	24	575,5	601,4
3	61	601,4	627,3
4	117	627,3	653,2
5	122	653,2	679,1
6	93	679,1	705,0
7	49	705,0	730,9
8	17	730,9	756,8
9	7	756,8	782,7
10	6	782,7	808,6

Cuadro 5.4: Resultados del sistema 1 - Grupo de 10 intervalos

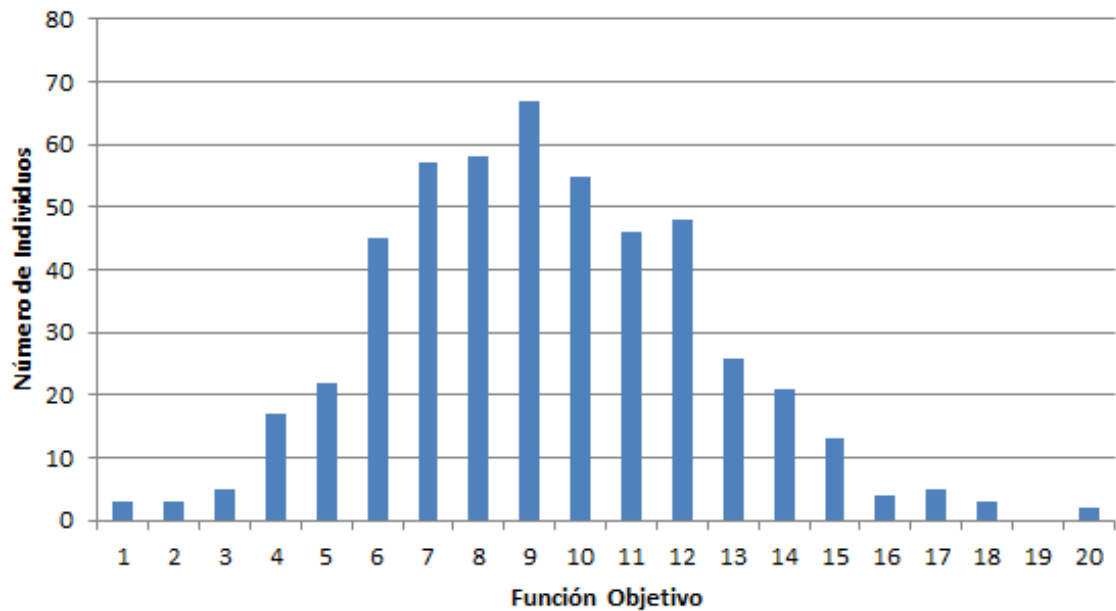


Figura 5.3: Resultados presentados en grupos de 20 intervalos - Sistema 1

Grupo	Número de individuos	Límite mínimo [M\$]	Límite máximo [M\$]
1	3	549,6	562,5
2	3	562,5	575,5
3	5	575,5	588,4
4	17	588,4	601,4
5	22	601,4	614,3
6	45	614,3	627,3
7	57	627,3	640,2
8	58	640,2	653,2
9	67	653,2	666,1
10	55	666,1	679,1
11	46	679,1	692,0
12	48	692,0	705,0
13	26	705,0	717,9
14	21	717,9	730,9
15	13	730,9	743,8
16	4	743,8	756,8
17	5	756,8	769,7
18	3	769,7	782,7
19	0	782,7	795,6
20	2	795,6	808,6

Cuadro 5.5: Resultados del sistema 1 - Grupo de 20 intervalos

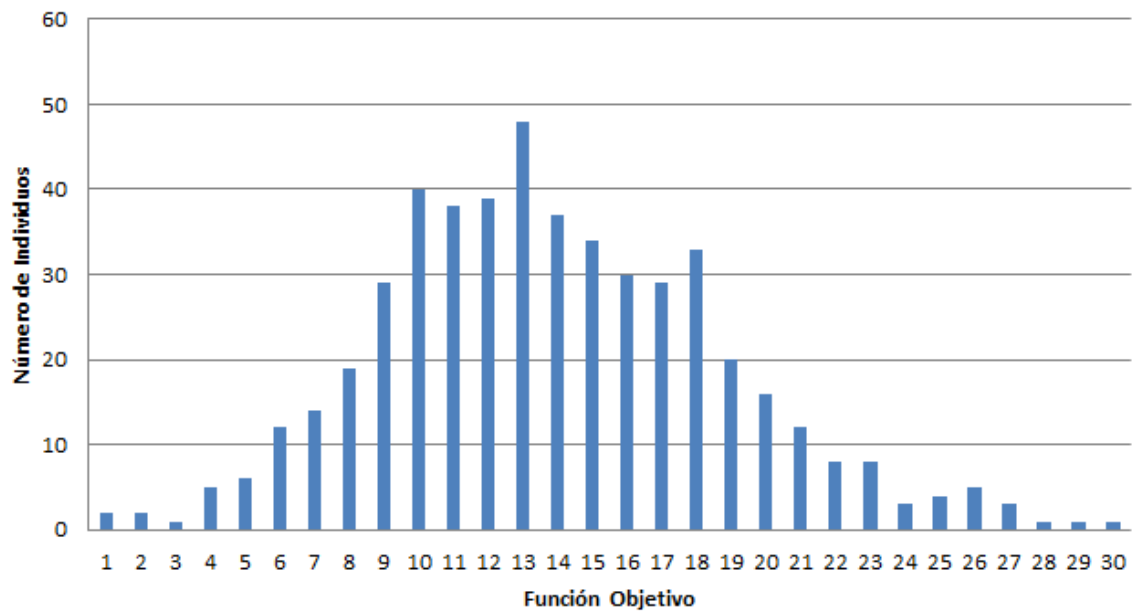


Figura 5.4: Resultados presentados en grupos de 30 intervalos - Sistema 1

Grupo	Número de individuos	Límite mínimo [M\$]	Límite máximo [M\$]
1	2	549,6	558,2
2	2	558,2	566,9
3	1	566,9	575,5
4	5	575,5	584,1
5	6	584,1	592,8
6	12	592,8	601,4
7	14	601,4	610,0
8	19	610,0	618,7
9	29	618,7	627,3
10	40	627,3	635,9
11	38	635,9	644,6
12	39	644,6	653,2
13	48	653,2	661,8
14	37	661,8	670,5
15	34	670,5	679,1
16	30	679,1	687,8
17	29	687,8	696,4
18	33	696,4	705,0
19	20	705,0	713,7
20	16	713,7	722,3
21	12	722,3	730,9
22	8	730,9	739,6
23	8	739,6	748,2
24	3	748,2	756,8
25	4	756,8	765,5
26	5	765,5	774,1
27	3	774,1	782,7
28	1	782,7	791,4
29	1	791,4	800,0
30	1	800,0	808,6

A continuación en las figuras 5.5, 5.6 y 5.7 se presentan las configuraciones encontradas por el algoritmo para los valores de demanda determinística y el máximo y mínimo con incertidumbre. En las configuraciones de las figuras 5.5 y 5.6 ambas subestaciones son del tipo 2. En la configuración de la figura 5.7 ambas subestaciones son del tipo 1. En todas las figuras los tipos de calibres seleccionados se encuentran al lado de cada tramo de red.

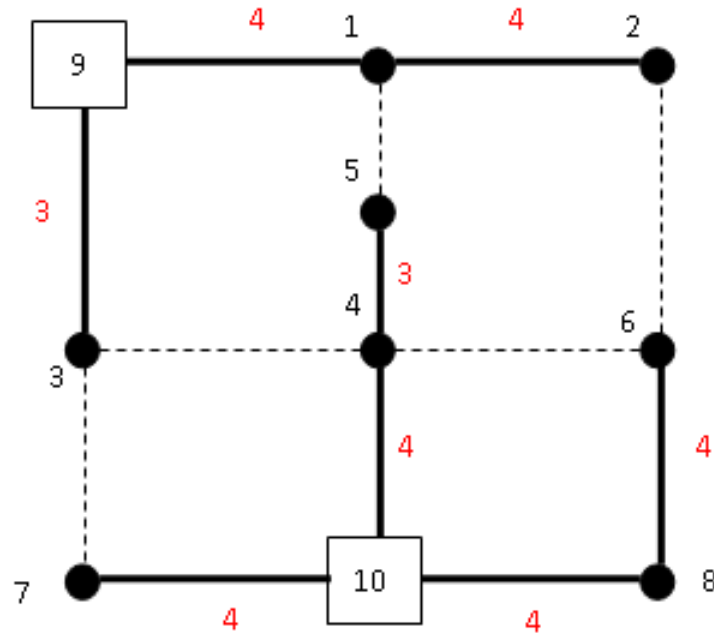


Figura 5.5: Configuración óptima para valores determinísticos - Sistema 1

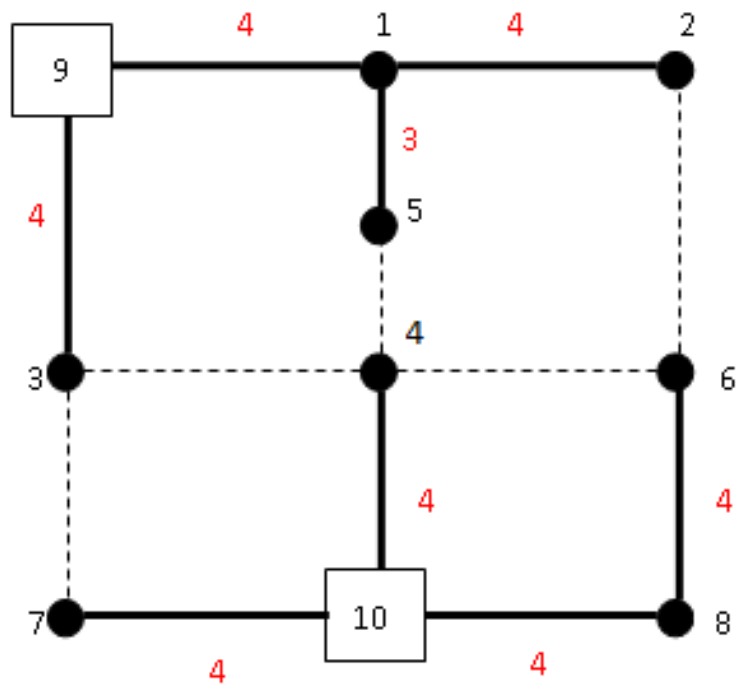


Figura 5.6: Configuración óptima para el máximo valor con incertidumbre - Sistema 1

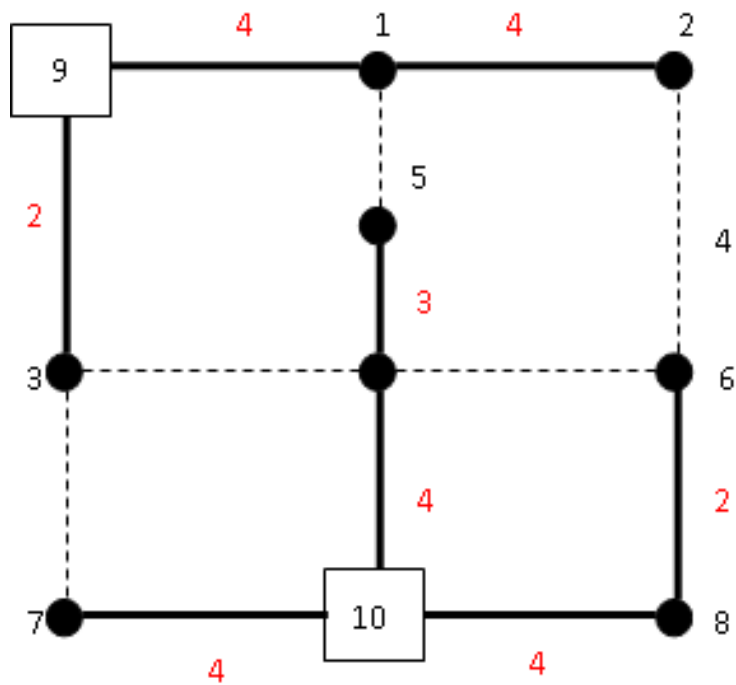


Figura 5.7: Configuración óptima para el mínimo valor con incertidumbre - Sistema 1

Para los grupos de 10, 20 y 30 intervalos se seleccionó aleatoriamente una configuración del intervalo con mayor ocurrencia, las cuales se presentan en las figuras 5.8, 5.9 y 5.10, respectivamente. En todas las configuraciones presentadas en estas figuras ambas subestaciones son del tipo 2. En todas las figuras los tipos de calibres seleccionados se encuentran al lado de cada tramo de red.

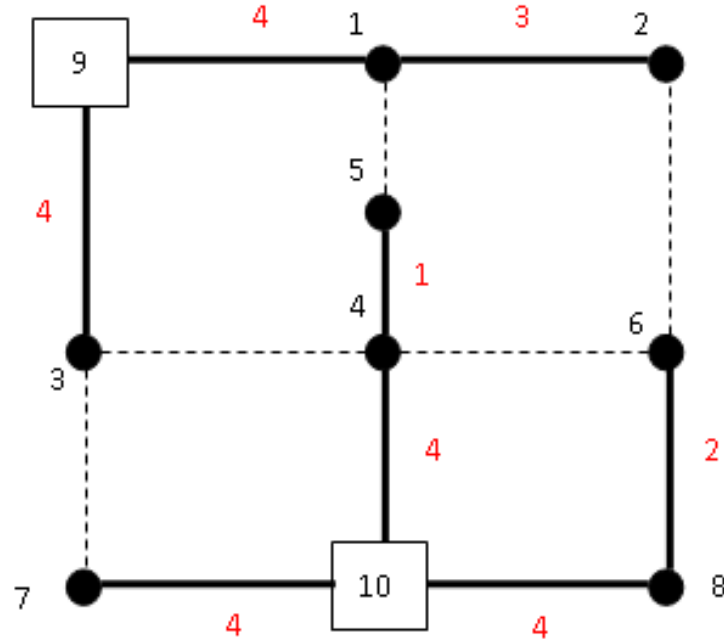


Figura 5.8: Configuración óptima del intervalo con mayor ocurrencia - Grupo de 10



En la tabla 5.7 se presenta en forma detallada el costo de cada una de las configuraciones de las figuras ilustradas previamente, donde MejorG10, MejorG20, y MejorG30 corresponden a la configuración seleccionada de los grupos de 10, 20 y 30 intervalos con mayor ocurencia.

Configuración	Costos fijos	Costos variables	Función objetivo
Determinística	439,3	226,3	665,6
Máxima con incertidumbre	485,2	323,4	808,6
Mínima con incertidumbre	340,7	208,8	549,6
MejorG10	460,1	206,7	666,8
MejorG20	418,3	235,3	653,6
MejorG30	434,0	223,6	657,5

Cuadro 5.7: Resultados del sistema 1 - Costos en M\$

5.2. Sistema de prueba 2

En la figura 5.11 se ilustra la configuración inicial del sistema. Las líneas continuas corresponden a tramos de red existentes y las líneas punteadas a tramos de red propuestos. Los cuadrados corresponden a subestaciones de distribución, donde las subestaciones en los nodos 47 y 48 son existentes y en los nodos 49 y 50 corresponden a subestaciones propuestas. Las subestaciones y los tramos de red existentes son tipo 1. El voltaje nominal de este sistema es 28 kV. Se usaron ocho tipos de calibres de conductores y tres tipos de subestaciones, cuyos datos se ilustran en las tablas 5.8 y 5.9, respectivamente. La demanda nominal del sistema se ilustra en la tabla 5.10, la cual corresponde al valor medio de la función de distribución empleada.

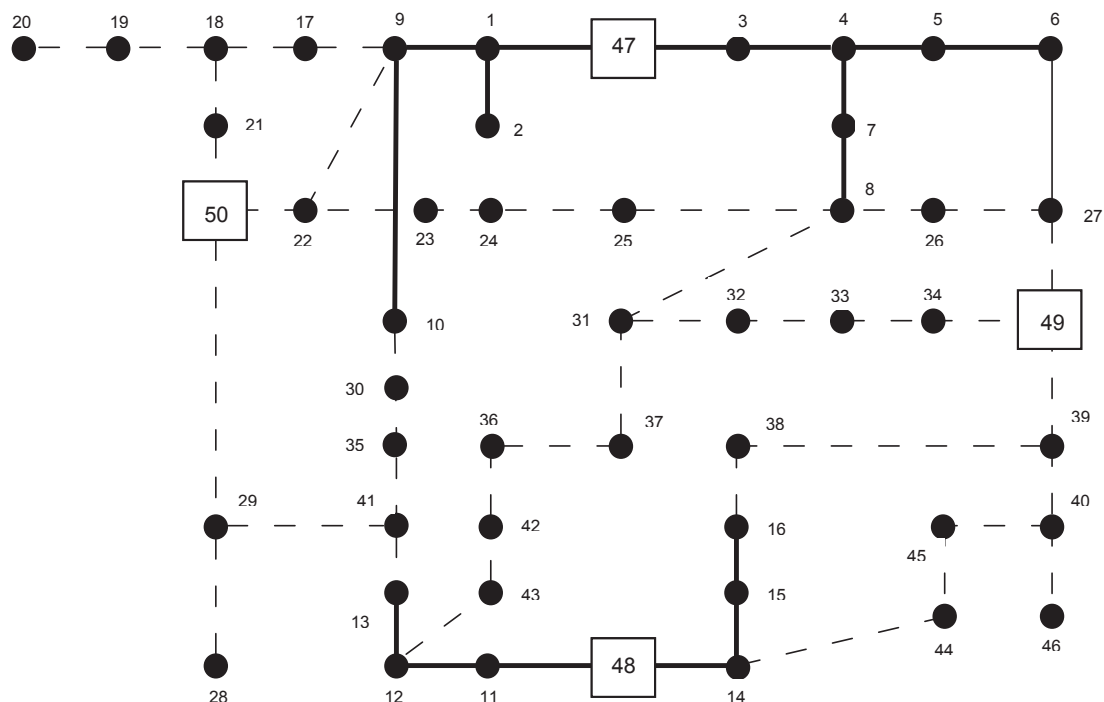


Figura 5.11: Sistema de prueba 2 - Configuración inicial

Tipo	R[Ω/km]	X[Ω/km]	Amp [A]	Instalación	Reconductorización
1	0,3655	0,252	185,57	70	30
2	0,2921	0,2466	226,81	100	40
3	0,2359	0,2402	257,74	110	50
4	0,1932	0,2279	288,67	120	60
5	0,1827	0,126	391,77	135	70
6	0,146	0,1233	461,88	150	80
7	0,118	0,1201	515,49	160	90
8	0,0966	0,114	577,35	180	100

Cuadro 5.8: Datos de los conductores empleados en el sistema 2 (Costos en M\$)

Tipo	Capacidad [MVA]	Instalación	Repotenciación
1	20	400	100
2	30	600	110
3	40	800	120

Cuadro 5.9: Datos de las subestaciones empleadas en el sistema 2 (Costos en M\$)

Nodo Recibo	P [kW]	Q [kVAr]	Nodo Recibo	P [kW]	Q [kVAr]
1	3300	2500	26	0	0
2	1100	825	27	400	300
3	400	300	28	600	450
4	1400	1050	29	2000	1500
5	2000	1500	30	600	450
6	600	450	31	1800	1350
7	200	150	32	900	675
8	1500	1125	33	0	0
9	1900	1425	34	200	150
10	2000	1500	35	1000	750
11	200	150	36	0	0
12	1000	750	37	800	600
13	900	675	38	1000	750
14	800	600	39	300	225
15	1000	750	40	0	0
16	1300	975	41	0	0
17	500	375	42	500	375
18	900	675	43	500	375
19	1000	750	44	0	0
20	500	375	45	500	375
21	500	375	46	500	375
22	500	375	47	0	0
23	500	375	48	0	0
24	500	375	49	0	0
25	600	450	50	0	0

Cuadro 5.10: Demanda nominal del sistema 2

Los parámetros del algoritmo que presentan el mejor comportamiento se determinaron con pruebas de ensayo y error. El tamaño de la población es de 50 individuos. Las tasas de recombinación y

mutación son 0.9 y 0.05, respectivamente. Como criterio de parada se establecieron un total de 200 iteraciones o 50 generaciones sin evolución.

Los resultados obtenidos con la Simulación de Montecarlo son presentados en grupos de 10, 20 y 30 intervalos de igual rango, los cuales se presentan en las figuras 5.12, 5.13 y 5.14 respectivamente, y cuyos valores se presentan en las tablas 5.11, 5.12 y 5.13, respectivamente.

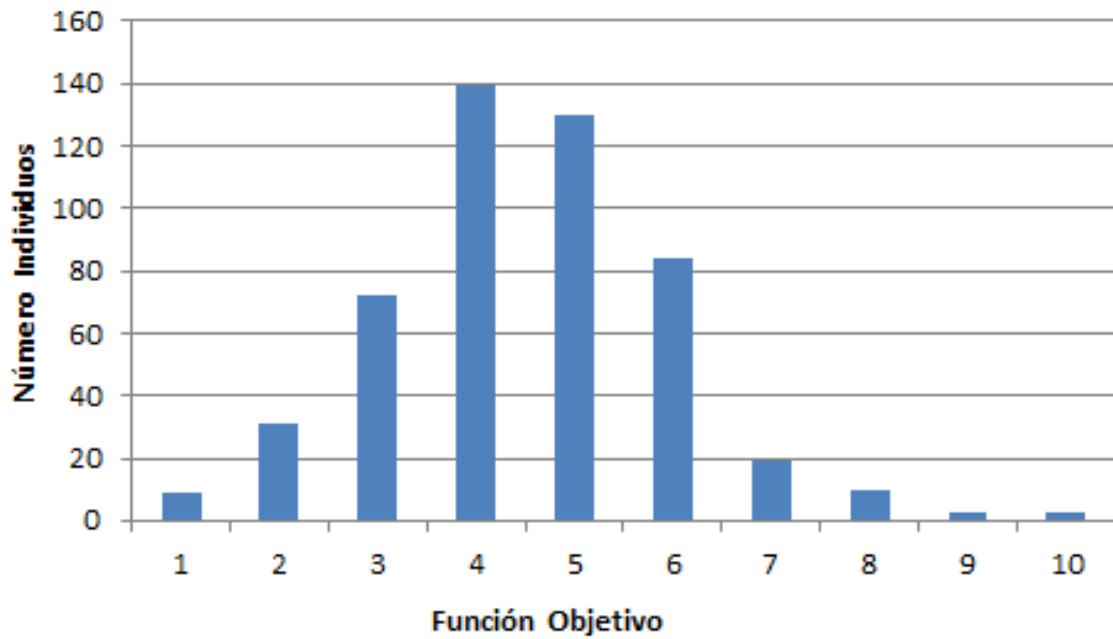


Figura 5.12: Resultados presentados en grupos de 10 intervalos - Sistema 2

Grupo	Número de individuos	Límite mínimo [M\$]	Límite máximo [M\$]
1	9	9700,5	10252,3
2	31	10252,3	10804,1
3	72	10804,1	11355,8
4	139	11355,8	11907,6
5	130	11907,6	12459,4
6	84	12459,4	13011,2
7	19	13011,2	13562,9
8	10	13562,9	14114,7
9	3	14114,7	14666,5
10	3	14666,5	15218,3

Cuadro 5.11: Resultados del sistema 2 - Grupo de 10 intervalos

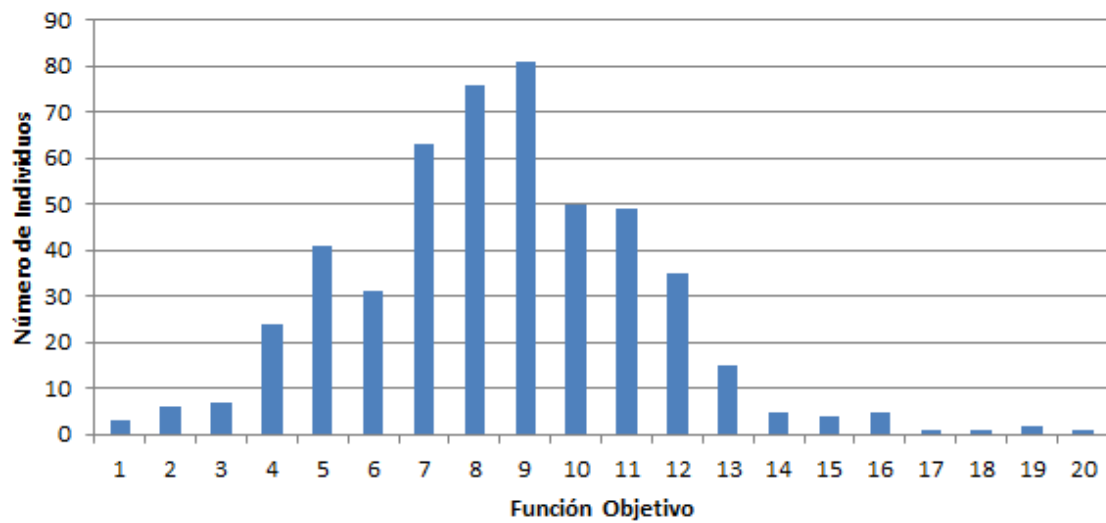


Figura 5.13: Resultados presentados en grupos de 20 intervalos - Sistema 2

Grupo	Número de individuos	Límite mínimo [M\$]	Límite máximo [M\$]
1	3	9700,5	9976,4
2	6	9976,4	10252,3
3	7	10252,3	10528,2
4	24	10528,2	10804,1
5	41	10804,1	11079,9
6	31	11079,9	11355,8
7	63	11355,8	11631,7
8	76	11631,7	11907,6
9	81	11907,6	12183,5
10	50	12183,5	12459,4
11	49	12459,4	12735,3
12	35	12735,3	13011,2
13	15	13011,2	13287,0
14	5	13287,0	13562,9
15	4	13562,9	13838,8
16	5	13838,8	14114,7
17	1	14114,7	14390,6
18	1	14390,6	14666,5
19	2	14666,5	14942,4
20	1	14942,4	15218,3

Cuadro 5.12: Resultados del sistema 2 - Grupo de 20 intervalos

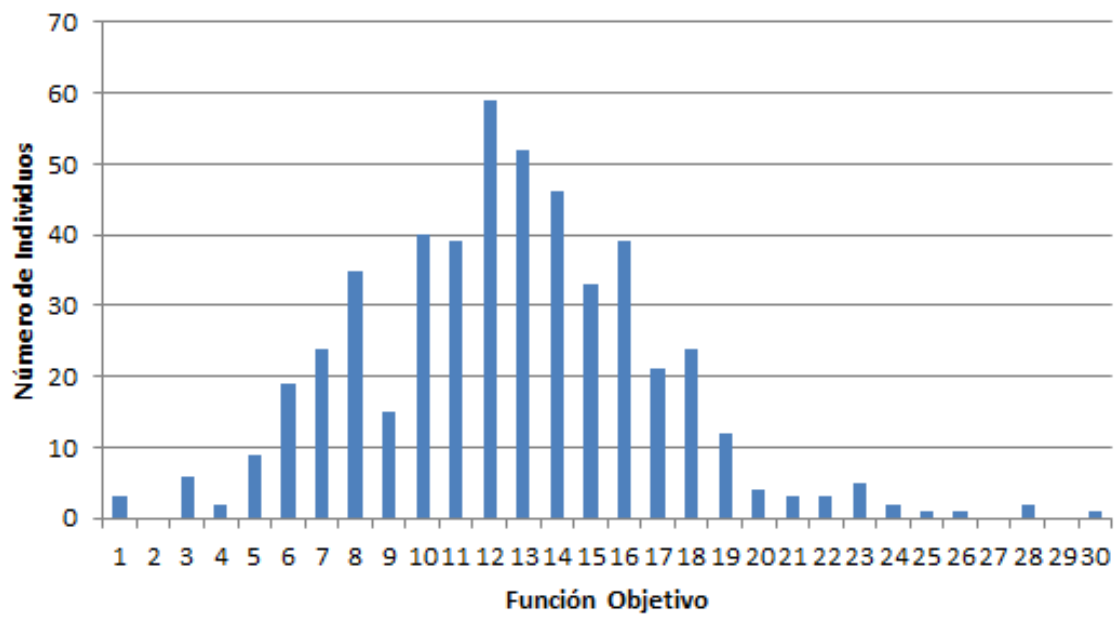


Figura 5.14: Resultados presentados en grupos de 30 intervalos - Sistema 2

Grupo	Número de individuos	Límite mínimo [M\$]	Límite máximo [M\$]
1	3	9700,5	9884,4
2	0	9884,4	10068,4
3	6	10068,4	10252,3
4	2	10252,3	10436,2
5	9	10436,2	10620,1
6	19	10620,1	10804,1
7	24	10804,1	10988,0
8	35	10988,0	11171,9
9	15	11171,9	11355,8
10	40	11355,8	11539,8
11	39	11539,8	11723,7
12	59	11723,7	11907,6
13	52	11907,6	12091,5
14	46	12091,5	12275,5
15	33	12275,5	12459,4
16	39	12459,4	12643,3
17	21	12643,3	12827,2
18	24	12827,2	13011,2
19	12	13011,2	13195,1
20	4	13195,1	13379,0
21	3	13379,0	13562,9
22	3	13562,9	13746,9
23	5	13746,9	13930,8
24	2	13930,8	14114,7
25	1	14114,7	14298,6
26	1	14298,6	14482,6
27	0	14482,6	14666,5
28	2	14666,5	14850,4
29	0	14850,4	15034,3
30	1	15034,3	15218,3

A continuación en las figuras 5.15, 5.16 y 5.17 se presentan las configuraciones encontradas por el algoritmo para los valores de demanda determinística y el máximo y mínimo con incertidumbre. En la figura 5.15 las subestaciones ubicadas en los nodos 47, 48, 49 y 50 son del tipo 3, 2, 2 y 1, respectivamente. En la figura 5.16 las subestaciones ubicadas en los nodos 47 y 48 son del tipo 3 y 2 respectivamente, y las subestaciones de los nodos 49 y 50 no son seleccionadas (quedan como nodos de paso). En la figura 5.17 las subestaciones ubicadas en los nodos 47, 48 y 50 son del tipo 2, 1 y 2 respectivamente, y la subestación del nodo 49 no es seleccionada (queda como nodo de paso). En todas las figuras los tipos de calibres seleccionados se encuentran al lado de cada tramo de red.

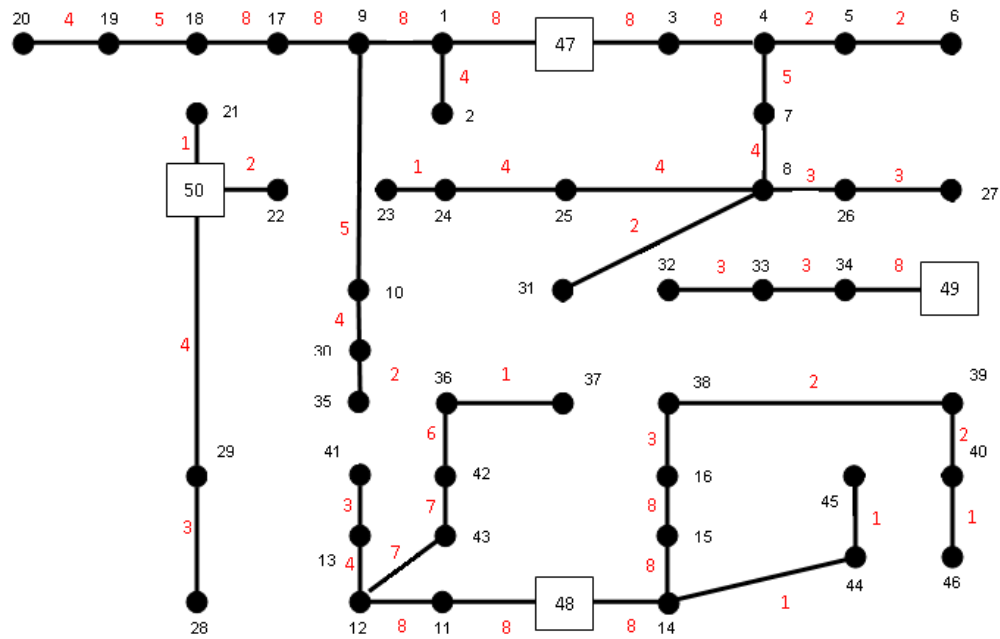


Figura 5.15: Configuración óptima para valores determinísticos - Sistema 2

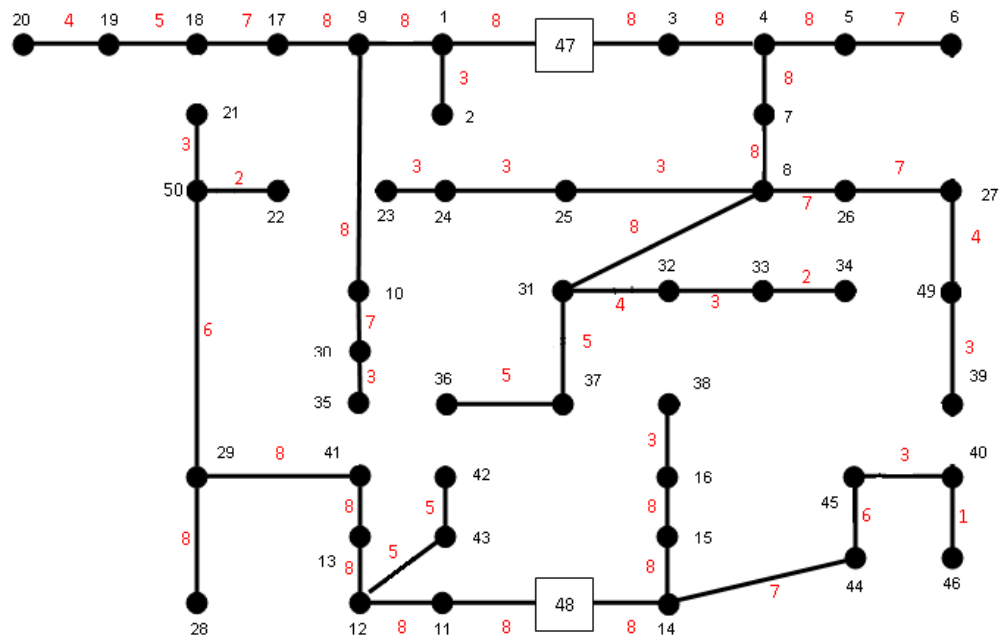


Figura 5.16: Configuración óptima para el máximo valor con incertidumbre - Sistema 2

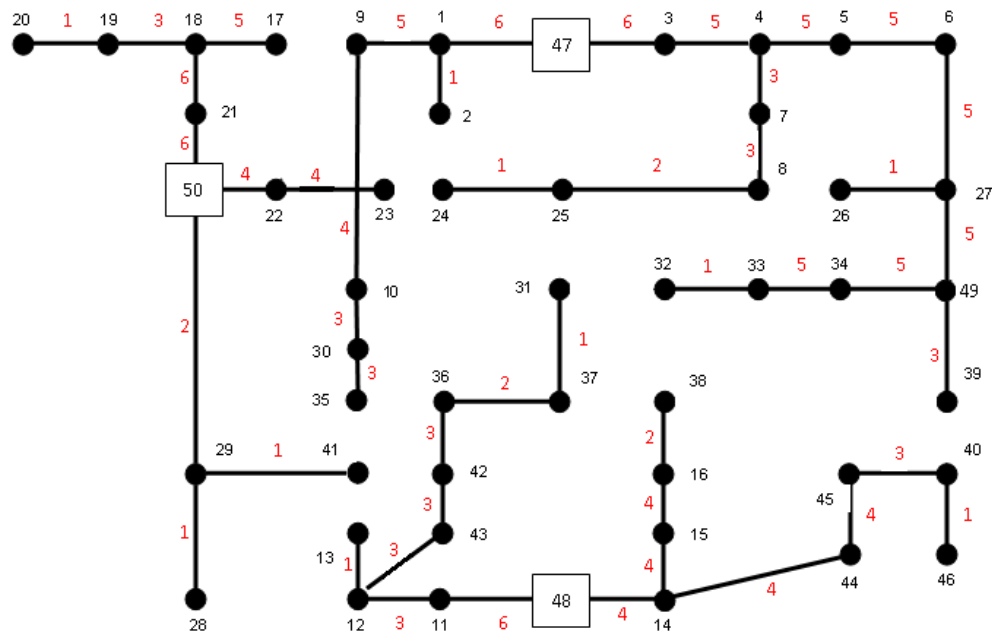


Figura 5.17: Configuración óptima para el mínimo valor con incertidumbre - Sistema 2

Para los grupos de 10, 20 y 30 intervalos se seleccionó aleatoriamente una configuración del intervalo

con mayor ocurrencia, las cuales se presentan en las figuras 5.18, 5.19 y 5.20, respectivamente. En la figura 5.18 las subestaciones de los nodos 47, 48 y 50 son del tipo 3, 3 y 1 respectivamente, y la subestación del nodo 49 no es seleccionada (queda como nodo de paso). En la figura 5.19 las subestaciones de los nodos 47, 48 y 49 son del tipo 2, 1 y 2 respectivamente, y la subestación del nodo 50 no es seleccionada (queda como nodo de paso). En la figura 5.20 las subestaciones ubicadas en los nodos 47, 48, 49 y 50 son del tipo 3, 1, 2 y 3 respectivamente. En todas las figuras los tipos de calibres seleccionados se encuentran al lado de cada tramo de red.

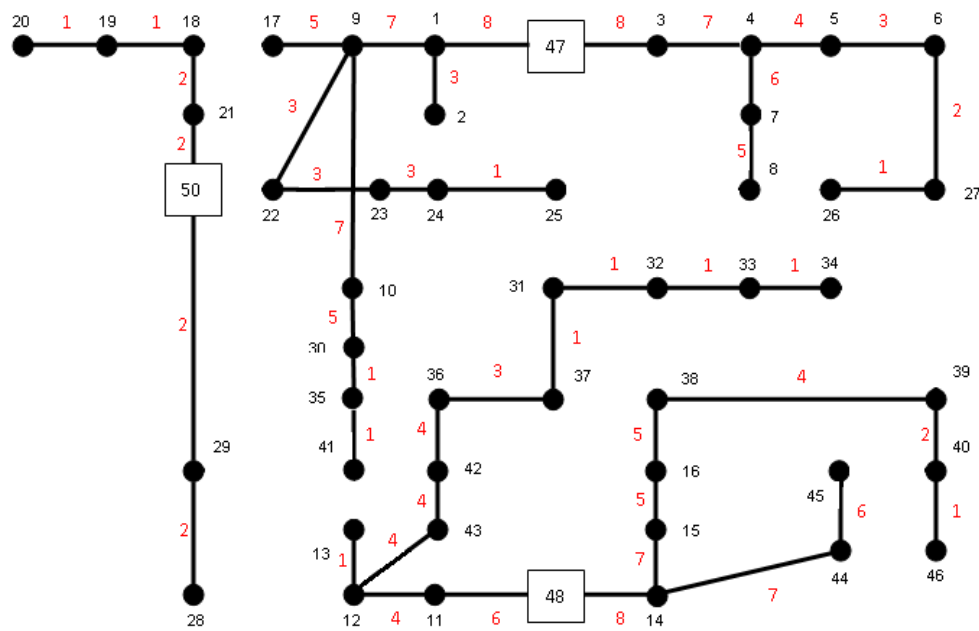


Figura 5.18: Configuración óptima del intervalo con mayor ocurrencia - Grupo de 10

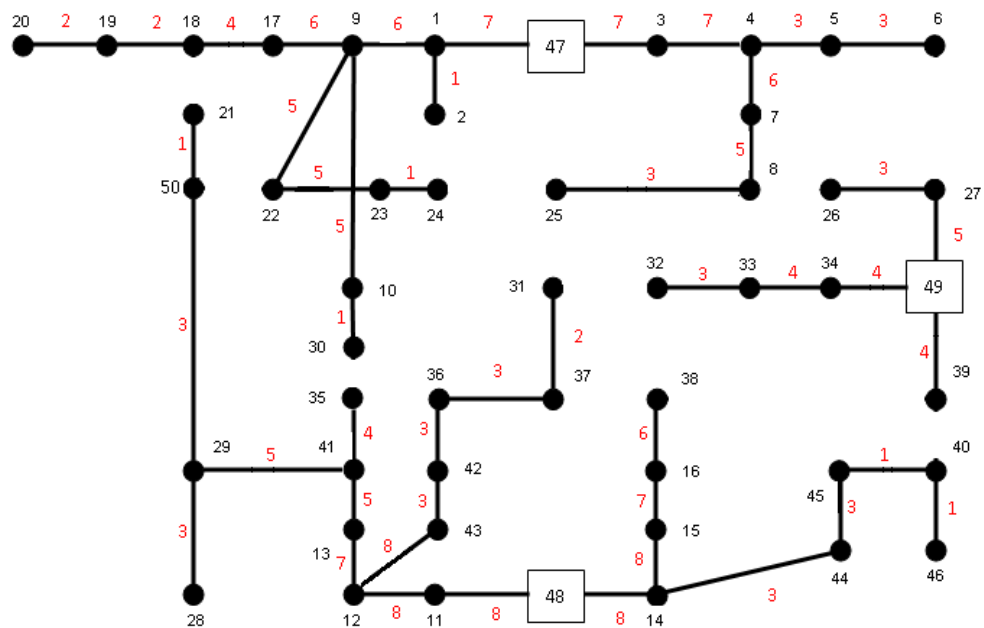


Figura 5.19: Configuración óptima del intervalo con mayor ocurrencia - Grupo de 20

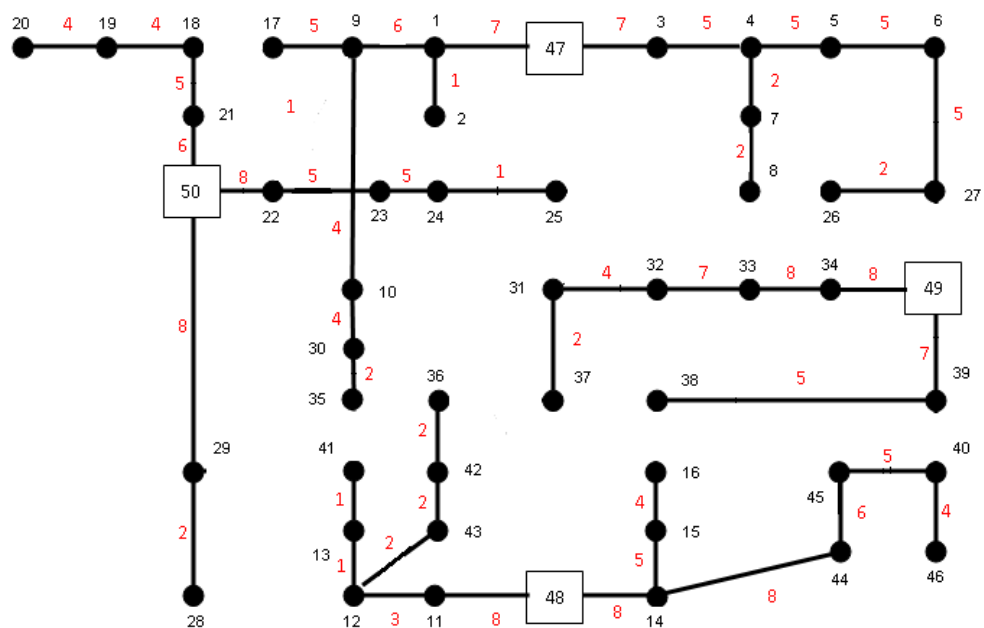


Figura 5.20: Configuración óptima del intervalo con mayor ocurrencia - Grupo de 30

En la tabla 5.14 se presenta en forma detallada el costo de cada una de las figuras ilustradas

previamente, donde MejorG10, MejorG20, y MejorG30 corresponden a la configuración seleccionada de los grupos de 10, 20 y 30 intervalos con mayor ocurencia.

Configuración	Costos fijos	Costos variables	Función objetivo
Determinística	8151,7	4199,3	12351,0
Máxima con incertidumbre	10348,2	4869,8	15218,3
Mínima con incertidumbre	5917,6	3783,4	9700,5
MejorG10	7681,7	3957,3	11639,3
MejorG20	7707,5	4335,5	12043,7
MejorG30	7681,1	4136,0	11817,3

Cuadro 5.14: Resultados del sistema 2 - Costos en M\$

5.3. Comentarios de los casos de prueba

- De las tablas 5.7 y 5.14 se observa que el aspecto que más peso tiene en la función objetivo son los costos fijos. Esto se debe a que los costos variables fueron evaluados en un solo periodo de tiempo; sin embargo los valores obtenidos permiten evaluar las configuraciones obtenidas a partir de la incidencia de cada costo en particular.
- Para el sistema 1 la configuración obtenida con valores de demanda determinística presenta un valor de función objetivo menor en un 21 % y mayor en un 17 % con respecto a los valores de demanda máxima y mínima considerando incertidumbre. Sin embargo al comparar el valor obtenido con demanda determinística con respecto a las configuraciones con mayor probabilidad de ocurrencia en los grupos de 10, 20 y 30 intervalos, se encuentra que la diferencia está alrededor del 0,009 %.
- Al igual que en el sistema anterior, en el sistema 2 se encuentran rangos muy grandes cuando se compara la configuración obtenida con valores de demanda determinística y los extremos considerando incertidumbre (+23 % y -21 %); igualmente se presentan diferencias pequeñas con respecto a los grupos de 10, 20 y 30 intervalos: 5 %, 2 % y 4 %, respectivamente.

- Cuando se observa el comportamiento de las soluciones al graficar los tres grupos seleccionados (ver figuras 5.2 - 5.4 y 5.12 - 5.14), al parecer se tiene un comportamiento dado por una distribución normal. Sin embargo las simulaciones realizadas no son del todo concluyentes al respecto, ya que se tendrían que realizar pruebas con un número mayor de simulaciones y diferentes valores de dispersión, ya que podrían encontrarse tendencias diferentes.
- A pesar del amplio rango encontrado en los valores de las funciones objetivo, se nota que la solución con valores determinísticos se encuentra cerca a la gran mayoría de las soluciones. Esto se puede observar al verificar los intervalos con mayor cantidad de soluciones en los grupos de 10, 20 y 30, ya que en algunas ocasiones la solución determinística se encuentra en este intervalo y en otros escenarios se encuentra bastante cerca.
- Para cada sistema de prueba se estudiaron seis configuraciones que abarcan el espacio de solución, las cuales corresponden a valores de demanda determinístico, máximo y mínimo con incertidumbre y soluciones de los grupos de 10, 20 y 30 intervalos con mayor ocurrencia. Al analizar las soluciones encontradas se observa que existe una tendencia en las topologías, independiente del valor de cada función objetivo; la gran diferencia radica en los tipos de conductores y tamaños seleccionados de las subestaciones. Encontrar este tipo de tendencias permite tener con una mayor claridad la ubicación y capacidades de ciertos elementos del sistema, al momento de seleccionar un plan de expansión adecuado.
- Para cada sistema de prueba se presentan en las figuras 5.21 y 5.22 las tendencias encontradas en las topologías. En estas figuras se puede observar que existen algunas demandas sin alimentar; sin embargo al ser un número pequeño se puede analizar cada sistema con un espacio de solución reducido, dado que se tiene definido una parte de la topología del sistema. Adicionalmente se pueden realizar nuevamente simulaciones, pero considerando un rango menor de incertidumbre en la demanda (alrededor de las soluciones con mayor probabilidad de ocurrencia). De acuerdo a lo anterior, se puede deducir que entre más pequeño sea el intervalo de incertidumbre, se puede encontrar una mayor tendencia en las configuraciones.

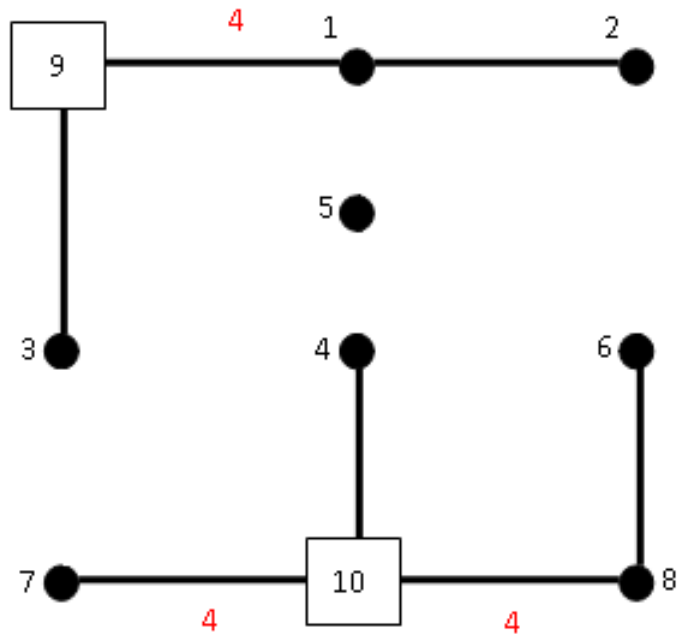


Figura 5.21: Tendencia encontrada en las configuraciones del sistema 1

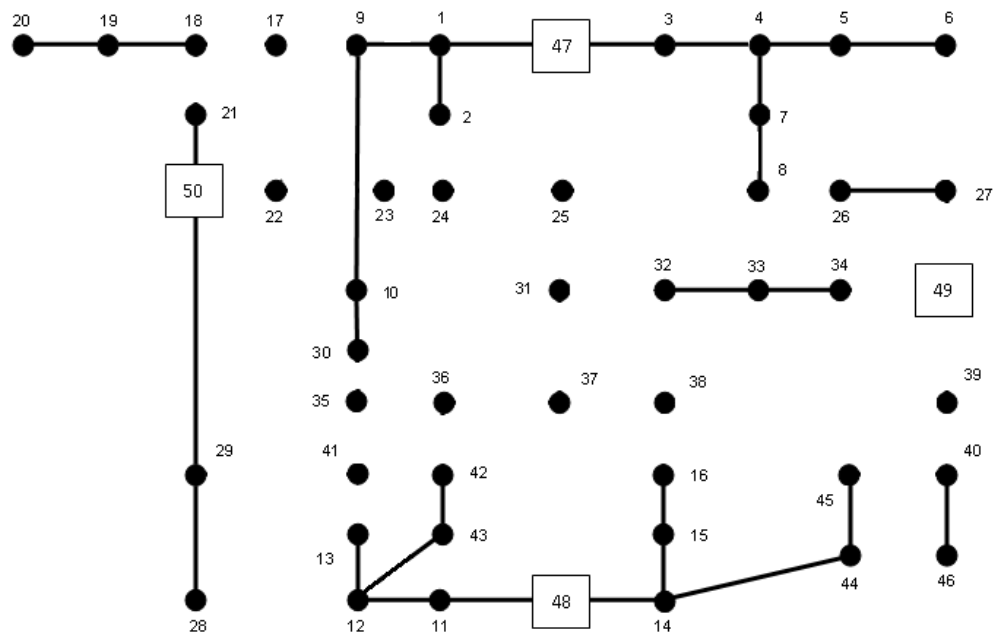


Figura 5.22: Tendencia encontrada en las configuraciones del sistema 2

Capítulo 6

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1. Conclusiones

- En este trabajo se propuso e implementó una metodología para solucionar el problema de la planeación óptima de sistemas de distribución, usando como técnica de solución un algoritmo genético de Chu-Beasley. El problema es formulado como un modelo no lineal entero mixto, cuyo función objetivo minimiza los costos de inversión de nuevos elementos y ampliación y repotenciación de existentes, y los costos operativos asociados a las pérdidas de energía en los tramos de red. El conjunto de restricciones considera las ecuaciones de balance nodal, capacidades máximas permitidas de elementos, límites de tensión y radialidad de la red.
- Con el fin de considerar los escenarios de incertidumbre presentes en la planeación de sistemas de distribución a partir de la estimación de la demanda, se emplea una función de distribución normal para determinar su valor. Este paso se repite un número definido de iteraciones, lo cual es conocido como Simulación de Montecarlo. La metodología es aplicada a dos sistemas de prueba, en los cuales al final del proceso se analizan las configuraciones de red con mayor ocurrencia. Adicionalmente se comparan los resultados obtenidos con esta metodología y los

obtenidos al considerar un valor determinístico de la demanda (valor nominal). Los resultados reflejan la importancia de involucrar en este tipo de estudios los aspectos de incertidumbre tratados.

- Todas las configuraciones finales de cada iteración de Montecarlo son de gran calidad debido a que todas las configuraciones son radiales, no se presentan sobrecargas en los elementos involucrados y se garantiza la calidad del servicio prestado a los usuarios finales al estar la regulación dentro de los límites permitidos, lo cual resalta la validez y efectividad de lo propuesto en este trabajo.
- El algoritmo genético de Chu-Beasley aplicado para resolver el problema mostró ser una herramienta efectiva y poderosa para tratar problemas del tipo combinatorial. En particular esta técnica es aplicable en sistemas de distribución para los problemas de reconfiguración, ubicación de condensadores, reguladores y elementos de protección, entre otros.
- Las configuraciones propuestas por la metodología para los dos casos de prueba reflejan la importancia que tiene la incertidumbre de la demanda en el planeamiento de sistemas de distribución. De los resultados obtenidos se observa que soluciones que abastecen la demanda del sistema con valores cercanos al límite inferior tienen una función objetivo menor que las soluciones que alimentan la demanda cerca al límite superior. Sin embargo se nota que las soluciones muestran elementos comunes que son necesarios para el plan de expansión y se diferencian en elementos particulares necesarios para cada escenario de demanda.
- La metodología propuesta es general y flexible y puede ser empleada en la solución del problema del planeamiento de sistemas de distribución realizando un planeamiento en una sola etapa (estático) o por etapas (multietapa), con la ventaja de obtener soluciones con buenas condiciones operativas sin importar el tamaño o la topología del sistema empleado.

6.2. Recomendaciones

Con el fin de mejorar la solución del problema de la expansión de sistemas de distribución se recomienda tener en cuenta para futuros trabajos los siguientes aspectos:

- Involucrar en el modelo matemático los costos operativos de las subestaciones.
- Emplear técnicas de optimización multiobjetivo que permitan involucrar diversos objetivos como la confiabilidad del sistema o criterios ambientales como el control de la vegetación, con el fin de obtener modelos matemáticos más próximos a lo real.
- Involucrar la incertidumbre en la demanda bajo otros escenarios como la longitud de alimentadores o la potencia entregada por Generadores Distribuidos.
- Dado que los tiempos de cómputo son altos, se recomienda explorar otros criterios para considerar la incertidumbre, como el método de dos puntos.

Bibliografía

- [1] Hincapié, R.A., Granada, M., Gallego, R.A. «*Planeamiento del sistema eléctrico de la ciudad de Pereira usando una metodología matemática exacta*». Revista de Ingeniería, Universidad de Los Andes, No. 28, pp. 51-58. Noviembre de 2008.
- [2] Hincapié, R.A. «*Planeamiento de sistemas de distribución de energía eléctrica usando un algoritmo de Branch and Bound*». Tesis de Maestría en Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnológica de Pereira, 2004.
- [3] Gallego, L.A. «*Calculo de fluxo de potencia em Redes de distribuicao com modelagem a Quatro fios*». Tesis de Doctorado en Ingeniería Eléctrica, Universidade Estadual Paulista, 2009.
- [4] Knight, U.G. «*The logical design of electrical networks using linear programming methods*». Proceedings IEE, Vol. 33A, pp. 306–319, 1960.
- [5] Adams, R.N., Laughton, M.A. «*Optimal Planning of Power Networks using Mixed-Integer Programming*». Proceedings IEE, Vol. 121, No. 2, pp.139–147, 1974.
- [6] Hindi, K.S., Brameller, A. «*Design of Low-Voltage Distribution Networks: A Mathematical Programming Method*». Proceedings IEE, Vol. 124, No. 1, pp. 54-58, 1977.
- [7] Kaplan, M. Braunstein, A. «*Contribution to the Determination of the Optimum Site for Substation*». IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, PAS-100 (5), pp. 2263-2270, 1981.
- [8] Ponnavaikko, M., Rao, K.S. «*Optimal Distribution System Planning*». IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, PAS-100 (6), pp. 2969-2977, 1981.

- [9] Gönen, T. Foote, B.L. «*Distribution-System Planning using Mixed-Integer Programming*». Proceedings IEE, Vol. 128, No. 2, pp.70-79, 1981.
- [10] Thompson, G.L. Wall, D.L. «*A Branch and Bound Model for Choosing Optimal Substation Locations*». IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, PAS-100 (5), pp. 2683-2688, 1981.
- [11] Boardman, J.T., Meckiff. C.C. «*A Branch and Bound Formulation to an Electricity Distribution Planning Problems*». IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, PAS-104 (8), pp. 2112-2118, 1985.
- [12] Partanen, J. «*A Modified Dynamic Programming Algorithm for Sizing Locating and Timing of Feeder Reinforcements*». IEEE Trans. on Power Delivery, PWRD-5 (1), pp. 277-283, 1990.
- [13] Miranda, V., Ranito, J.V., Proença, L.M. «*Genetic Algorithms in Optimal Multistage Distribution Network Planning*». IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-9 (4), pp. 1927-1933, 1994.
- [14] Khator S.K., Leung, L.C. «*Power Distribution Planning: A Review of Models and Issues*». IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-12 (3), pp. 1151-1159, 1997.
- [15] Ramírez-Rosado, I.J., Bernal-Agustín, J.L. «*Genetic Algorithms Applied to the Design of Large Power Distribution Systems*». IEEE/PES 1997 Summer Meeting, Berlin, Germany, July 1998.
- [16] Carrano, E.G., Soares, L.A., Takahashi, R.H., Saldanha, R.R., Neto, O.M. «*Electric distribution network multiobjective design using a problem-specific genetic algorithm*». IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 21, No. 2, pp. 995-1005, April 2006.
- [17] Nerves, A.C., Gonzalo, B. «*Optimal Feeder Configuration in Expansion Planning using Simulated Annealing*». Univ. of the Philippines, Manila. TENCON 2007 - 2007 IEEE Region 10 Conference. October - November, 2007.
- [18] López, L., Rendón, A.F. «*Planeamiento de sistemas primarios de distribución usando algoritmos genéticos*». Tesis de pregrado, Facultad de Ingenierías, Programa de Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnológica de Pereira, 2008.

- [19] Carvalho, P.M., Ferreira, L.A., Lobo, F.G., Barruncho, L.M. «*Optimal distribution network expansion planning under uncertainty by evolutionary decision convergence*». Electrical Power Energy Systems, Vol. 20, No. 2, pp. 125-129, 1998.
- [20] Ramírez-Rosado, I.J., Domínguez-Navarro, J.A. «*Possibilistic Model Based on Fuzzy Sets for the Multiobjective Optimal Planning of Electric Power Distribution Networks*». IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 19, No. 4, November 2004.
- [21] Chen, Z., Li, S., Zhang, D. «*An optimization Model and its Solution Algorithm for Distribution Network Design Problem with uncertainty demand*». Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics August 18-21, 2007, Jinan, China.
- [22] Khodr, H.M., Vale, Z., Ramos, C., Faria, P. «*Optimization Techniques for Power Distribution Planning with Uncertainties: A Comparative Study*». Power Energy Society General Meeting, 2009. PES '09. IEEE , Vol., No., pp.1-8, 26-30, July 2009.
- [23] Zapata, C.J. «*Análisis probabilístico y simulación*». Universidad Tecnológica de Pereira, 2010.
- [24] Beasley, J.E. and Chu, P.C. «*A Genetic Algorithm for the Generalized Assignment Problem*». Computers Operations Research, 24(1), 17-23, 1997.
- [25] Gallego, R.A., Escobar, A.H., Toro, E.M. «*Técnicas metaheurísticas de optimización*». Universidad Tecnológica de Pereira. Segunda edición. Pereira, Julio de 2008.
- [26] Kersting, W.H. «*Distribution system modeling and analysis*». CRC Press, Second Edition, New York, 2007.
- [27] Ruiz, A., Echeverri, M., Gallego, R.A. «*Flujo de carga trifásico para sistemas radiales de distribución*». Revista Scientia et Technica, Universidad Tecnológica de Pereira, Año X, No 24, Mayo 2004.
- [28] Garay, A., Grajales, A. «*Planeamiento de sistemas de distribución de energía eléctrica usando Simulated Annealing*». Tesis de pregrado, Facultad de Ingenierías, Programa de Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnológica de Pereira, 2011.
- [29] <http://www.mathworks.com>.